



GA
139
M54
1997
G1Thèse

Département de géographie et télédétection
Faculté des lettres et sciences humaines
Université de Sherbrooke

Classification de cartes topographiques matricielles
numérisées avec un scanner : développement d'un algorithme

Par

Marco Miller, 1972 -

I-1521

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de
Maître ès sciences (M.Sc.) en géographie - option télédétection

30 avril 1997

© Marco Miller, 1997

BIBLIOTHÈQUE U.S.

Directeur de recherche: Goze Bertin Béné

CARTEL (Centre d'applications et de recherches en télédétection)

Département de géographie et télédétection

Faculté des lettres et sciences humaines

Université de Sherbrooke

Sherbrooke, Québec, Canada

J1K 2R1

Codirecteur de recherche: Shengrui Wang

CARTEL

Département de mathématiques et informatique

Faculté des sciences

Université de Sherbrooke

Conseiller scientifique: Guy Rochon

Envirosat Inc.

3621 rue University, bureau 6

Montréal, Québec, Canada

H3A 2B3

Résumé

Miller, M. (1997) Classification de cartes topographiques matricielles numérisées avec un scanner : développement d'un algorithme. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 79 p.

Il n'existe pas de méthode satisfaisante qui puisse réduire la résolution radiométrique tout en standardisant les couleurs de cartes topographiques matricielles selon celles des cartes papier. L'objectif est donc de développer un algorithme de classification de cartes topographiques matricielles numérisées avec un scanner, en fonction des couleurs des cartes papier. La méthodologie comprend l'acquisition des données, soit quatre images de cartes topographiques numérisées avec un scanner, et le développement de l'algorithme; les cartes sont produites par USGS (*United States Geological Survey*) et RNC (Ressources naturelles Canada). L'algorithme développé est original et inclut les étapes suivantes : calculs préliminaires, classification des trames, des lignes, des zones homogènes et des zones de transition. Les résultats obtenus sont quatre images de cartes topographiques matricielles classifiées, accompagnées de deux tables de couleurs définies empiriquement. La réduction du nombre de couleurs distinctes lors de la classification est considérable, d'où la diminution tout aussi profitable de l'espace requis pour contenir l'image. Les images classifiées présentent peu d'erreurs de classification et surpassent les DRGs (*Digital Raster Graphics*) produits par USGS. L'optimisation de l'implantation actuelle constitue la recommandation proposée, les temps de traitement étant trop élevés pour qu'un usage efficace de l'algorithme soit possible.

Table des matières

Liste des figures	III
Liste des tableaux	V
Liste des annexes	VI
Remerciements	VII
1. INTRODUCTION	
1.1. Problématique	1
1.2. Objectifs.....	4
2. TRAVAUX ANTÉRIEURS.....	5
3. MÉTHODOLOGIE	
3.1. Acquisition des données	10
3.2. Développement de l'algorithme	14
3.3. Environnement de développement	14
4. CALCULS PRÉLIMINAIRES	
4.1. Calcul des canaux L^* , u^* et v^*	15
4.2. Calcul du canal de gradient.....	17
4.3. Calcul du canal d'intensité	20
4.4. Calcul du canal LoG	22
5. CLASSIFICATION DES ENTITÉS	
5.1. Classification des trames	24
5.2. Classification des lignes	30
5.2.1. Modification du canal LoG.....	30
5.2.2. Classification des lignes	36

5.3. Classification des zones homogènes.....	39
5.4. Classification des zones de transition.....	43
5.5. Caractère original de l'algorithme	48
6. RÉSULTATS	
6.1. Présentation et analyse des résultats	49
6.2. Comparaison des résultats avec USGS.....	55
7. CONCLUSION.....	58
8. RÉFÉRENCES	59

Liste des figures

Figure 1. Méthodologie	11
Figure 2. Première image: Augusta (USGS)	12
Figure 3. Deuxième image: Montpelier (USGS).....	12
Figure 4. Troisième image: Lennoxville (RNC)	13
Figure 5. Quatrième image: Magog (RNC).....	13
Figure 6. Algorithme de classification.....	16
Figure 7. Calcul des canaux L^* , u^* et v^*	16
Figure 8. Calcul du canal de gradient	18
Figure 9. Canal de gradient.....	18
Figure 10. Calcul du canal d'intensité	21
Figure 11. Canal d'intensité.....	21
Figure 12. Calcul du canal LoG.....	23
Figure 13. Canal LoG	23
Figure 14. Classification des trames.....	25
Figure 15. Modification du canal LoG	31
Figure 16. Classification des lignes	37
Figure 17. Classification des zones homogènes	40
Figure 18. Classification des zones de transition.....	44
Figure 19. Classification des zones de transition (suite)	45
Figure 20. Image Augusta classifiée.....	50
Figure 21. Image Montpelier classifiée	50

Figure 22. Image Lennoxville classifiée.....	51
Figure 23. Image Magog classifiée.....	51
Figure 24. DRG de USGS: Augusta.....	56
Figure 25. DRG de USGS: Montpelier	56

Liste des tableaux

Tableau 1. Table de couleurs USGS.....	52
Tableau 2. Table de couleurs RNC.....	52
Tableau 3. Nombre de couleurs distinctes.....	53
Tableau 4. Nombre de sites d'entraînement	53
Tableau 5. Temps de traitement.....	53

Liste des annexes

Annexe 1. Filtres de gradient.....	62
Annexe 2. Canaux de gradient.....	63
Annexe 3. Canaux d'intensité.....	65
Annexe 4. Écarts-types, tailles et poids des filtres LoG.....	67
Annexe 5. Canaux LoG	69
Annexe 6. Fichier de données pour la classification des trames	71
Annexe 7. Fichier de sortie intermédiaire.....	72
Annexe 8. Masques binaires adaptatifs	73
Annexe 9. Seuils choisis empiriquement.....	74
Annexe 10. Fichier de données pour la classification des lignes.....	75
Annexe 11. Fichier de données pour la classification des zones homogènes.....	76
Annexe 12. Entrées à spécifier à l'algorithme de classification	77
Annexe 13. Sorties intermédiaires devenues entrées.....	78
Annexe 14. Table de couleurs pour DRGs	79

Remerciements

L'intention du présent mot s'adresse à tous ceux qui ont rendu possible la présente recherche. En ce sens, j'aimerais d'abord remercier mon directeur de recherche, Goze Bertin Béné, pour sa cordiale supervision, son appui indéfectible et sa disponibilité à toute épreuve malgré un emploi du temps chargé. À mon codirecteur, Shengrui Wang, j'exprime également ma reconnaissance, notamment pour sa disponibilité tout aussi appréciée et ses judicieux conseils complémentaires. Je tiens à remercier EnviroSAT, en particulier son président Guy Rochon, pour son rôle de conseiller scientifique et son appui financier dans le cadre d'une bourse à incidence industrielle offerte par le CRSNG (Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada), que je remercie également. Cette bourse financée par EnviroSAT et le CRSNG fut attribuée en avril 1995 pour une période de deux ans, soit la durée de la maîtrise. Aussi, merci à Samuel Foucher, étudiant au doctorat, pour les discussions fructueuses que nous avons tenu ensemble à propos de diverses considérations propres au traitement d'images. Enfin, il m'importe de formuler cordialement toute ma gratitude pour l'appui de tous les instants manifesté par les membres de ma famille, de même que mes amis.

1. INTRODUCTION

1.1. Problématique

Les principaux producteurs de documents cartographiques de base offrent, depuis une décennie, des données vectorielles selon maintenant des formats standard. Ces données s'inscrivent au sein d'une nouvelle gamme de produits informatiques offerts à l'échelle mondiale. Depuis peu, ces mêmes organismes produisent des données matricielles, alors dérivées de la numérisation de cartes papier. Divers intermédiaires, provenant principalement du secteur privé, introduisent de tels produits depuis plus de deux ans (Rochon, 1995).

L'agence fédérale américaine USGS (*United States Geological Survey*) est chef de file dans la production de données matricielles (Rochon, 1995). Entre autres services, USGS procède à la distribution de DRGs (*Digital Raster Graphics*) sur CD-ROM. Un DRG est une image matricielle tirée de la numérisation, à l'aide d'un scanner à haute résolution, d'une carte topographique ou planimétrique publiée par USGS. L'image numérique est géoréférencée, corrigée géométriquement. Les couleurs de l'image sont standardisées selon une table de couleurs, afin d'assurer la constance des couleurs d'une image à une autre, à l'intérieur d'une même série de cartes; chaque table comporte une douzaine de couleurs environ. Ces couleurs sont définies de telle sorte qu'elles correspondent à celles de la carte papier, bien que cette correspondance soit à parfaire (United States Geological Survey, 1996).

Reproduire fidèlement la carte papier constitue le but visé par USGS pour chaque DRG produit. Toutefois, la carte matricielle résultante présente de nombreux pixels avec bruit ou mal classés, conséquence directe de divers facteurs. Parmi ces derniers, USGS mentionne la qualité de la carte source, l'usage de trames par le procédé d'impression de la carte, et le caractère non uniforme des encres, dû à des conditions d'absorption et de saturation variables (United States Geological Survey, 1996). Un facteur important s'ajoute à ceux déjà identifiés. Une mauvaise classification des pixels découle fortement du procédé qui transforme l'image obtenue après numérisation en une image classifiée, soit la carte matricielle (ici, le DRG).

Il n'existe pas de méthode satisfaisante qui puisse réduire la résolution radiométrique tout en standardisant les couleurs des cartes matricielles, en fonction des couleurs des cartes papier associées (Rochon, 1995). On entend, par réduction de la résolution radiométrique, la réduction du nombre de couleurs obtenues après numérisation. En effet, plusieurs milliers de couleurs sont générées par le scanneur, alors que les cartes n'ont qu'une douzaine de couleurs standard environ. Pourtant, une carte matricielle doit présenter, idéalement, des couleurs identiques à celles de la carte papier. Un tel résultat n'est toujours pas possible actuellement. Les DRGs produits par USGS offrent des couleurs standardisées en fonction des cartes papier, mais ceux-ci présentent du bruit; ils ne constituent donc pas encore une solution satisfaisante. À noter, la réduction de la résolution radiométrique et la standardisation des couleurs sont considérées ici comme une tâche de classification.

L'usage des couches mères ayant servi à la fabrication des cartes papier peut être envisagé. En effet, chaque couche représente habituellement un thème de la carte, donc une classe en général. Ainsi, chaque couche mère numérisée permet de générer une image matricielle comportant une seule classe thématique. Par exemple, une carte papier de douze thèmes implique l'existence de douze couches à numériser, ce qui génère douze images distinctes - nul besoin de numériser la carte papier et de chercher à classifier la carte matricielle résultante. Cette approche s'avère peu intéressante pour différentes raisons, dont les suivantes : la non disponibilité de certaines couches mères, les coûts élevés en matériel (couches) et en main d'oeuvre (numérisation), les temps de numérisation considérables, et, enfin, le volume important de données à manipuler. De plus, l'intégration des nombreuses images numériques pour n'en former qu'une seule demande, encore une fois, des ressources importantes.

Les méthodes de segmentation d'images, toutes applications confondues, abondent dans la littérature. En particulier, quelques méthodes de segmentation de cartes matricielles numérisées avec un scanneur existent déjà. Toutefois, ces méthodes n'utilisent pas la segmentation pour réduire la résolution radiométrique tout en standardisant les couleurs selon celles des cartes papier. Elles ne s'avèrent donc pas admissibles, comme telles, pour la solution du problème posé; leur usage nécessite, si réalisable, une adaptation non triviale.

Le second chapitre traite des travaux antérieurs et propose donc un survol de ces méthodes. On y expose brièvement une justification du caractère inadéquat de ces dernières, mais aussi les aspects méthodologiques généraux qu'elles contiennent et qui sont profitables ici.

Diverses lacunes propres aux cartes papier peuvent et doivent être résolues avec les cartes matricielles. Aux besoins décrits auparavant s'ajoute celui d'exempter les cartes matricielles classifiées des variations de couleurs induites par le vieillissement des cartes, et par les différences notables entre les encres utilisées, d'une carte à une autre de la même production.

L'apport d'une solution au problème posé s'avère important en termes de bénéfices potentiels. En effet, près de la moitié du marché mondial de la géomatique repose sur la création et la diffusion des données en général. Les données matricielles, quoiqu'elles représentent une modeste fraction du marché actuel, occuperont une place sans cesse croissante au sein de ce dernier. Ce gain de popularité anticipé s'explique par une production récente et grandissante de telles données, de concert avec l'émergence de moyens informatiques puissants et accessibles (Rochon, 1995). Ainsi, bon nombre d'applications en géomatique pourront bénéficier de cartes matricielles aux couleurs correspondant à celles des cartes papier; en particulier, les systèmes d'information géographiques (SIG) présentent de tels besoins.

La problématique énoncée précédemment, à l'origine de la présente recherche, permet de formuler avec précision l'objectif général de la recherche et les objectifs spécifiques associés.

1.2. Objectifs

L'objectif général de la recherche est de développer un algorithme de classification de cartes topographiques matricielles numérisées avec un scanner, en fonction des couleurs des cartes papier utilisées comme source de numérisation.

Les objectifs spécifiques induits par cet objectif général se formulent comme suit :

- tester l'algorithme avec des images 24 bits haute résolution issues de la numérisation de cartes topographiques produites par RNC (Ressources naturelles Canada - à l'échelle 1:50000) et USGS (à l'échelle 1:24000);
- définir une table de couleurs pour RNC et une autre pour USGS afin de fixer le nombre et les valeurs radiométriques des couleurs standard utilisées par l'algorithme; la table doit associer une classe à chaque triplet RGB (*Red-Green-Blue*);
- qualifier la contribution de la recherche en comparant les images de classification des données USGS avec les DRGs correspondants produits par l'agence.

2. TRAVAUX ANTÉRIEURS

Le problème de la segmentation d'images de cartes matricielles numérisées avec un scanner fait l'objet de quelques travaux de recherche seulement. Ce chapitre résume ceux recensés au cours de la phase du projet consacrée à la recherche documentaire. Le recensement fut effectué de manière exhaustive autant que possible, démarche davantage importante étant donné le nombre modeste de références pertinentes. L'objectif de ce chapitre n'est pas de rendre compte des travaux portant sur la segmentation d'images en général. Néanmoins, le lecteur est invité à consulter Pal et Pal (1993), entre autres, pour une vaste revue de ces techniques. Fait important, les images test utilisées dans tous les travaux décrits ci-dessous sont des cartes matricielles de type non défini par les différents auteurs.

Hedley et Yan (1992) proposent un algorithme de segmentation qui combine l'usage de l'espace couleur (analyse d'histogrammes) avec celui de l'information spatiale. Les auteurs affirment, en effet, que l'usage de la couleur seulement est insuffisant. L'algorithme des k-moyennes (Schowengerdt, 1983) s'avère inapte à une classification adéquate, selon eux. En particulier, la classification des zones de transition est sensible à ces considérations. Cette idée dominante inspire la méthodologie de la présente recherche.

L'algorithme proposé par les auteurs comporte trois étapes importantes.

1. Calcul du gradient à chaque pixel (opérateurs de Sobel); les pixels de haut gradient, soit ceux membres des contours ou près de ces derniers, sont traités séparément des pixels de bas gradient. Ce seuillage du gradient est aussi utilisé par l'algorithme développé ici.
2. Analyse récursive d'histogrammes dans l'espace couleur RGB; la segmentation de l'espace couleur implique les pixels de bas gradient seulement.
3. Les pixels de haut gradient sont classifiés selon leur appartenance à l'un des segments de l'étape 2; la propagation des régions de bas gradient est effectuée, et ce, à travers les régions de haut gradient. Cette forme de propagation fait aussi partie de notre méthode.

Cet algorithme est inapplicable, intégralement, pour résoudre le problème actuel : les auteurs supposent, avec raison, l'absence de textures dans la carte matricielle qu'ils traitent, alors que les cartes topographiques à traiter ici comportent des textures (trames).

D'ici la fin du chapitre, exception faite de l'algorithme précédent, tous les travaux présentés visent l'extraction des lignes et caractères (avant-plan) du fond (arrière-plan) de l'image. Deux classes seulement composent le canal thématique résultant, sauf indication contraire. Ce niveau de segmentation s'avère donc insuffisant pour les besoins de la présente recherche.

Liu et Yan (1994) reconnaissent, encore une fois, l'importance de considérer le vecteur associé au pixel ainsi que son voisinage spatial lors de la classification du pixel. Cette classification contextuelle permet de traiter convenablement les pixels ambigus qui sont membres des zones de transition. Les étapes méthodologiques se résument comme suit.

1. Filtrage du spectre de Fourier, afin d'annuler la magnitude des fréquences spatiales associées au bruit périodique additif présent dans l'image; ces fréquences sont concentrées autour de pics étroits et bien définis dans le spectre (Schowengerdt, 1983).
2. Segmentation grossière de l'espace couleur CIE Lab, espace perceptiblement uniforme, à l'aide de l'algorithme ISODATA; les segments obtenus incluent des zones d'avant-plan bien définies (lignes et caractères), des zones de transition et des zones d'arrière-plan.
3. Application de trois règles empiriques afin d'éliminer les segments correspondant aux zones de transition et d'arrière-plan; les pixels membres des zones d'avant-plan bien définies sont ainsi reconnus, donc définitivement classifiés.
4. Classification contextuelle des pixels membres des zones de transition et d'arrière-plan, basée sur le modèle MRF (*Markov Random Field*).

Lacune importante, tous les pixels d'une couleur donnée tendent à être classifiés soit comme pixels d'avant-plan, soit comme pixels d'arrière-plan, et ce, même si cette couleur dénote une entité d'avant-plan dans une région donnée et une entité d'arrière-plan dans une autre région.

Yan et Wu (1994) ont choisi une méthode de segmentation basée sur un type particulier de réseau neuronal, le perceptron multicouche. L'entraînement du perceptron est un processus d'apprentissage dirigé; la spécification de sites d'entraînement (échantillons) est nécessaire à la construction du classificateur. On fournit donc un ensemble de paramètres (*features*) en entrée, calculés pour chaque site, et divisés en trois groupes :

- paramètres d'intensité couleur, pour les zones homogènes;
- paramètres de gradient, pour les zones de faible contraste;
- paramètres statistiques, pour les zones avec bruit.

Dès que l'entraînement converge, le perceptron est prêt pour la classification. Les mêmes paramètres sont calculés pour chaque pixel et sont donnés en entrée au réseau. Les auteurs procèdent à deux tests expérimentaux : un premier test qui vise l'obtention de deux classes seulement, et un second qui permet d'en obtenir quatre (noir, rouge, bleu et arrière-plan).

Cette méthode neuronale nécessite la sélection de sites d'entraînement appropriés et demande des temps d'entraînement et de classification relativement importants. Son usage pour résoudre le problème actuel ne fut donc pas considéré, bien que l'algorithme finalement développé présente des caractéristiques similaires (entraînement et temps requis).

Yan (1993) propose une alternative à la solution précédente; sa méthode permet une implantation plus efficace selon lui. Les mêmes paramètres que ceux ci-dessus sont utilisés; l'entraînement du perceptron peut aussi se faire de la même manière, soit de façon dirigée. L'auteur suggère aussi une méthode de génération de sites d'entraînement non dirigée, basée sur une segmentation FCM (*Fuzzy C-Means*); consulter Wu *et al.* (1994) pour une description de cet algorithme. Une procédure de validation des sites générés est ensuite appliquée et les sites inadéquats sont rejetés. Le perceptron, doté initialement des paramètres liés aux sites d'entraînement valides, optimise ces prototypes et en génère de nouveaux ayant un pouvoir de classification supérieur. L'auteur emploie le critère du plus proche voisin, et non le réseau neuronal, pour classer chaque pixel selon ses paramètres associés et les prototypes optimaux engendrés auparavant.

Wu *et al.* (1994) exposent une méthode identique en tous points, sauf les deux suivants :

- sept paramètres sont utilisés, au lieu des 27 paramètres de Yan (1993);
- un troisième critère s'ajoute aux deux critères de Yan (1993) qui composent la procédure de validation des sites d'entraînement générés par l'algorithme FCM.

Le lecteur peut consulter les deux références pour davantage de détails sur les aspects mathématiques respectifs des réseaux neuronaux utilisés (fonction d'énergie à minimiser, règle du delta généralisée, etc.). Le critère du plus proche voisin (susmentionné) fait partie intégrante de la méthode que nous préconisons ici.

Chi et Yan (1993) présentent une technique de segmentation d'images de cartes en tons de gris, basée sur le seuillage et l'application de règles floues. De manière analogue aux travaux décrits précédemment, l'usage de paramètres est de mise pour la classification. Dans ce cas-ci, les auteurs définissent trois paramètres à calculer pour chaque pixel : l'écart-type local, la différence entre l'intensité du pixel et la moyenne locale, et le contraste local. Ce dernier paramètre constitue le sujet de l'opération de seuillage effectuée ensuite. L'objectif de ce seuillage est une première segmentation de l'image; environ 90% des pixels sont souvent classifiés après cette opération. Les pixels encore non classés le sont au cours de l'étape de génération et de minimisation des règles floues, règles construites par apprentissage à partir d'exemples. Cette dernière étape comprend six sous-étapes éludées ici par souci de concision.

L'algorithme développé pour la présente recherche emploie aussi le seuillage de divers paramètres, ainsi que l'application de règles de décision, règles non pas floues mais exactes - leur nature diffère totalement de celles mentionnées ci-dessus.

Enfin, Liu *et al.* (1996) s'inspirent des propriétés des couleurs opposées, propriétés que l'on retrouve chez le système visuel humain. Les auteurs définissent cinq étapes importantes.

1. Transformation des canaux RGB de l'image pour obtenir la représentation en couleurs opposées, soit les trois canaux WB (*White-Black*), RG (*Red-Green*) et YB (*Yellow-Blue*).

Note : ces canaux sont traités individuellement par la suite.

2. Rehaussement : dans chaque canal chromatique (RG et YB), un rehaussement de contraste est effectué pour séparer les différentes régions; les régions de couleur noire sont exemptées (cf. étape 4). Ce rehaussement attribue des paires de couleurs opposées aux régions d'avant-plan et d'arrière-plan adjacentes, facilitant ainsi la segmentation qui suit.
3. Segmentation : dans chaque canal chromatique, les régions d'arrière-plan sont extraites à l'aide du seuil de déviation locale et de la luminance de l'image originale.
4. En parallèle avec les étapes 2 et 3, les régions de couleur noire sont traitées comme des cas particuliers dans le canal achromatique WB.
5. Les résultats obtenus dans chacun des trois canaux sont combinés pour donner l'ensemble des régions d'arrière-plan segmentées.

Le principal désavantage de cette méthode réside dans sa sensibilité au bruit. Pour remédier à ce problème, les auteurs proposent de procéder à une analyse spatiale en plus de l'analyse en couleurs opposées déjà développée.

Les travaux antérieurs résumés dans ce chapitre constituent la revue documentaire à la base de la présente recherche. Les liens méthodologiques pertinents entre ces travaux et l'algorithme développé ici furent mentionnés brièvement. Aucune des méthodes décrites n'est appliquée intégralement pour résoudre le problème actuel, ces dernières étant inadéquates. Cependant, maints aspects algorithmiques sont inspirés de certaines, ainsi que de techniques de segmentation d'images en général; d'autres aspects peuvent être considérés comme originaux.

Le prochain chapitre précise la nature de la méthodologie appliquée pour réaliser la recherche.

3. MÉTHODOLOGIE

La réalisation du projet de recherche repose sur l'acquisition des données et le développement de l'algorithme de classification. L'organigramme méthodologique est présenté à la figure 1.

3.1. Acquisition des données

L'achat de cartes topographiques, la numérisation de ces dernières avec un scanneur et le choix des images de développement (sites d'étude) constituent les étapes de l'acquisition des données. Les cartes topographiques, sélectionnées en fonction de la variété des thèmes cartographiques qu'elles contiennent (couleurs et formes géométriques), sont les suivantes :

- Augusta (Maine) et Montpelier (Vermont) à l'échelle 1:24 000, cartes produites par USGS;
- Sherbrooke (21 E/5, édition 6) et Mont Orford (31 H/8, édition 8) à l'échelle 1 : 50 000, produites par RNC.

Le choix des producteurs (USGS et RNC) est justifié par l'importance de ceux-ci au sein du marché nord-américain des produits cartographiques, de même que par le besoin premier de diversifier les données à acquérir.

Les régions numérisées correspondent à quatre carrés de 10 cm de côté, soit un carré choisi sur chaque carte topographique. Les centres approximatifs des carrés sont les agglomérations d'Augusta (ME), Montpelier (VT), Lennoxville et Magog (Québec). Les quatre images résultantes comptent environ 2000 pixels de côté, la numérisation étant faite à une résolution de 500 dpi (*dots per inch*). Cette haute résolution permet d'imposer un niveau de difficulté suffisant lors du développement de l'algorithme, par rapport aux données d'entrée.

Une image de 512 pixels de côté est ensuite choisie à l'intérieur de chacune des images acquises, toujours en fonction de la variété spatiale et thématique. Les figures 2 à 5 présentent les quatre images sélectionnées pour le développement de l'algorithme. La résolution radiométrique est de 24 bits RGB, donc huit bits par canal couleur.

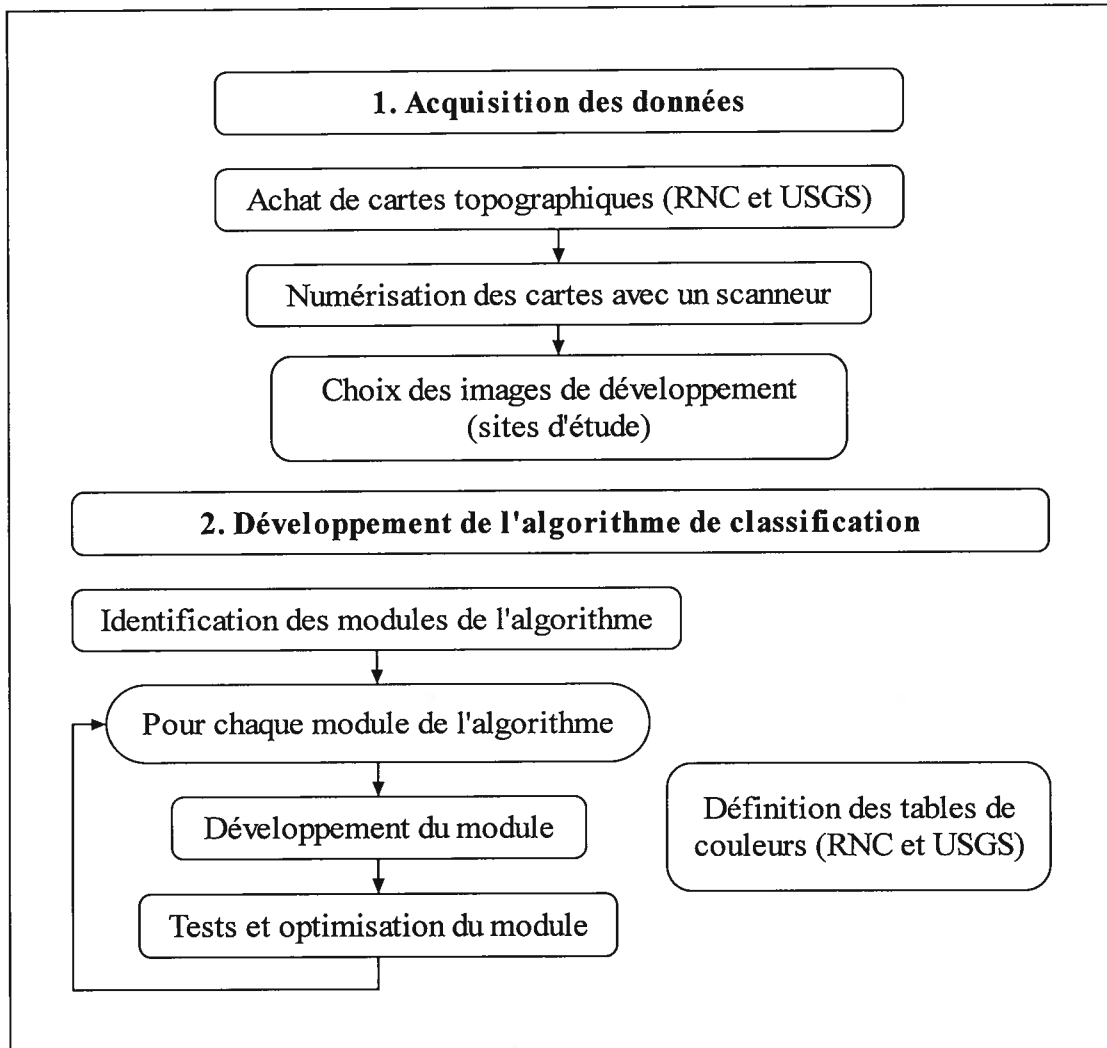


Figure 1. Méthodologie



Figure 2. Première image : Augusta (USGS)



Figure 3. Deuxième image : Montpelier (USGS)

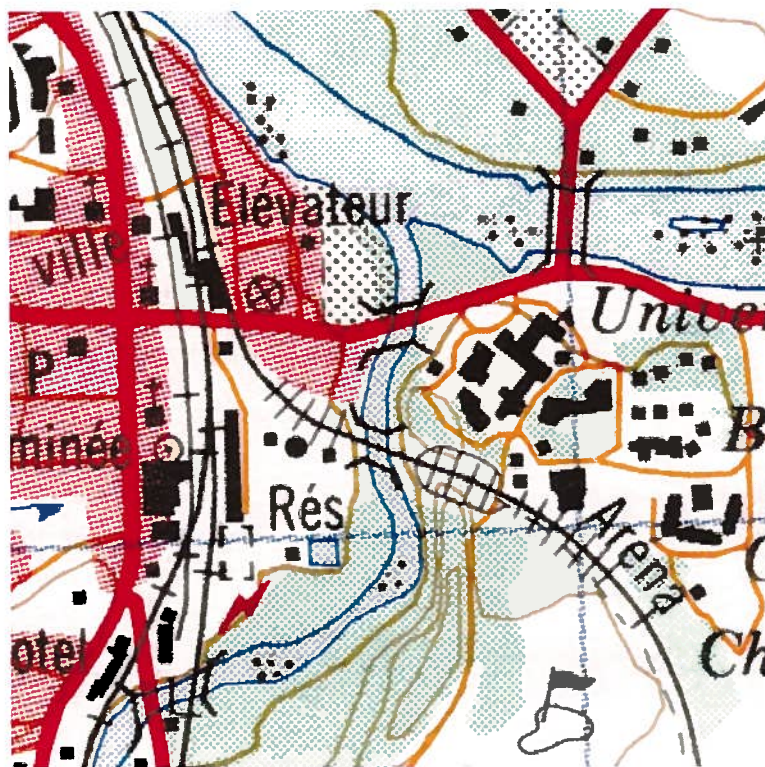


Figure 4. Troisième image : Lennoxville (RNC)

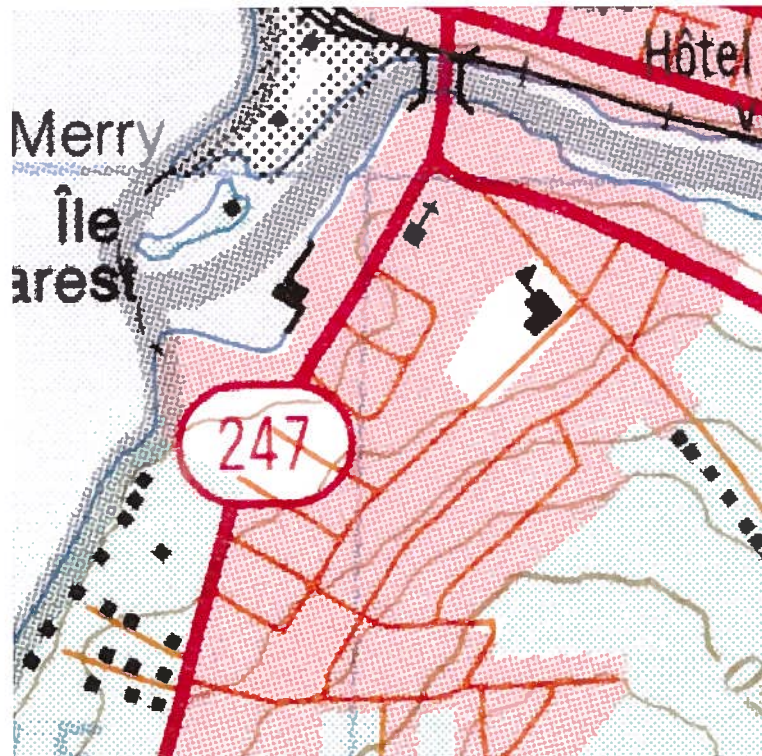


Figure 5. Quatrième image : Magog (RNC)

3.2. Développement de l'algorithme

La nature de l'approche employée pour le développement de l'algorithme de classification est incrémentielle. Ainsi, l'algorithme se compose de modules distincts qui sont développés, testés et optimisés en séquence. La figure 1 schématise ce processus itératif. La séquence de développement des modules correspond à l'organisation structurelle intrinsèque de l'algorithme, illustrée par la figure 6 au chapitre suivant. Ce schéma général détermine donc fortement l'ordre selon lequel chaque module est développé.

En parallèle avec le développement des algorithmes, les deux tables de couleurs (RNC et USGS) sont définies au fur et à mesure selon les besoins manifestés par chaque module complété. Les classes nécessaires et les triplets RGB associés qui sont proposés s'ajoutent à ceux spécifiés antérieurement, complétant ainsi chaque table selon les essais expérimentaux. Les tableaux 1 et 2 du sixième chapitre présentent les tables USGS et RNC respectivement.

3.3. Environnement de développement

Le développement de tous les algorithmes est effectué sur une station de travail Unix, en langage de programmation C, à l'aide des outils de visualisation propres au logiciel de traitement d'images EASI/PACE de la compagnie PCI. Ce même logiciel fait aussi office de support technique au développement. Tous les programmes développés sont originaux, de même que la majorité des algorithmes implantés par ces derniers. Les travaux ont cours aux laboratoires informatiques du Département de géographie et télédétection et du Département de mathématiques et informatique, à l'Université de Sherbrooke.

Les deux prochains chapitres présentent l'algorithme de classification développé.

4. CALCULS PRÉLIMINAIRES

La première phase de l'algorithme consiste à générer les différents canaux nécessaires à la seconde phase, à savoir la classification comme telle. Le détail des deux phases est présenté à la figure 6 qui illustre l'algorithme de classification en général. Le présent chapitre se consacre aux calculs préliminaires de l'algorithme, donc à la première phase.

4.1. Calcul des canaux L^* , u^* et v^*

L'algorithme requiert, en entrée, les trois canaux R, G et B de l'image à classifier. Ces canaux sont générés par le scanneur lors de la numérisation de la carte papier. Les couleurs sont donc représentées dans l'espace couleur RGB. Toutefois, cet espace s'avère inadéquat parce que non uniforme; deux distances euclidiennes égales dans l'espace ne correspondent pas à deux différences égales en termes de couleur perçue par l'oeil (Xiang *and* Joy, 1994). L'espace perceptiblement uniforme CIE Luv, recommandé par la CIE (Commission internationale de l'éclairage) dans des conditions de lumière additive, est donc de mise (Robertson *and* O'Callaghan, 1986). La figure 7 schématise le calcul des canaux L^* , u^* et v^* . Les équations suivantes détaillent davantage la transformation (Wyszecki *and* Stiles, 1982):

- calcul de L^* :
$$L^* = \begin{cases} 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - 16 & \text{si } Y / Y_n > 0,008856 \\ 903,3 \left(\frac{Y}{Y_n} \right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (1)$$

- calcul de u^* :
$$u^* = 13 L^* (u' - u'_n) \quad (2)$$

avec
$$u' = \begin{cases} \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} & \text{si } X \neq 0 \text{ ou } Y \neq 0 \text{ ou } Z \neq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3)$$

et
$$u'_n = \frac{4X_n}{X_n + 15Y_n + 3Z_n} \quad (4)$$

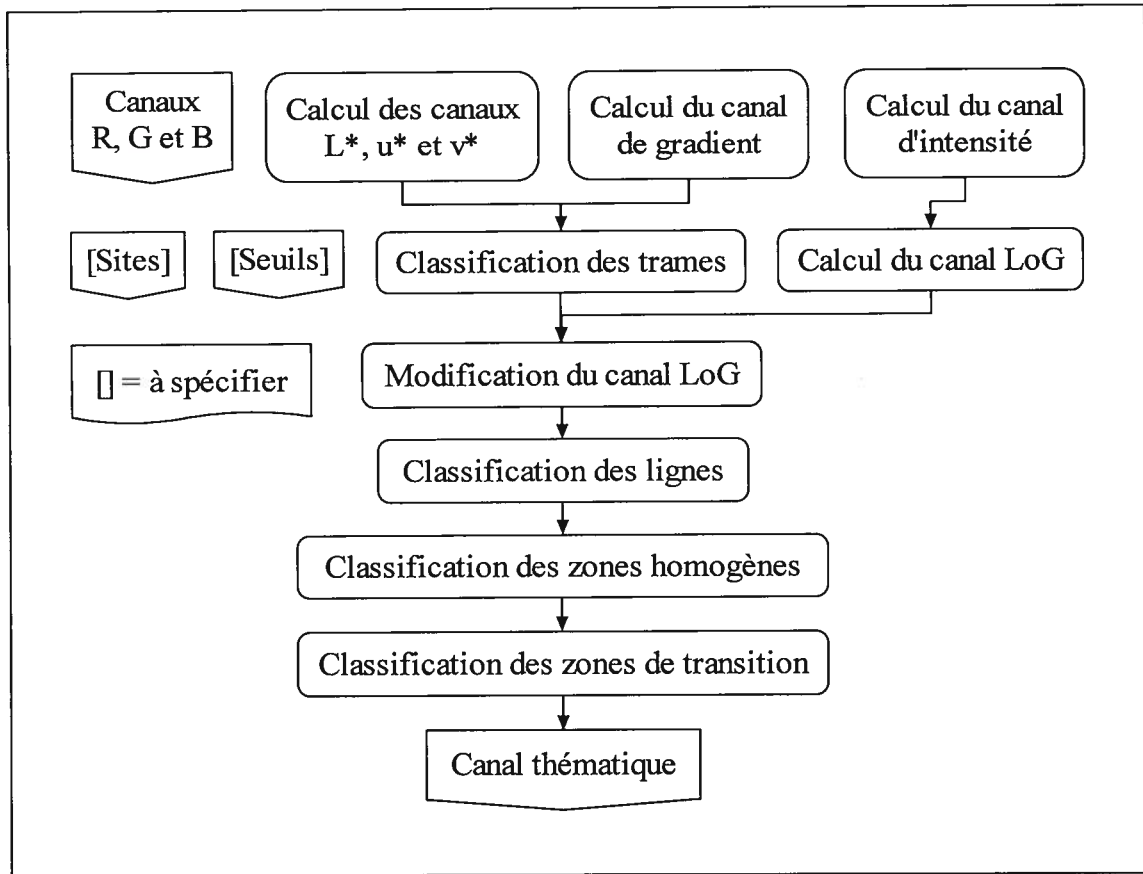


Figure 6. Algorithme de classification

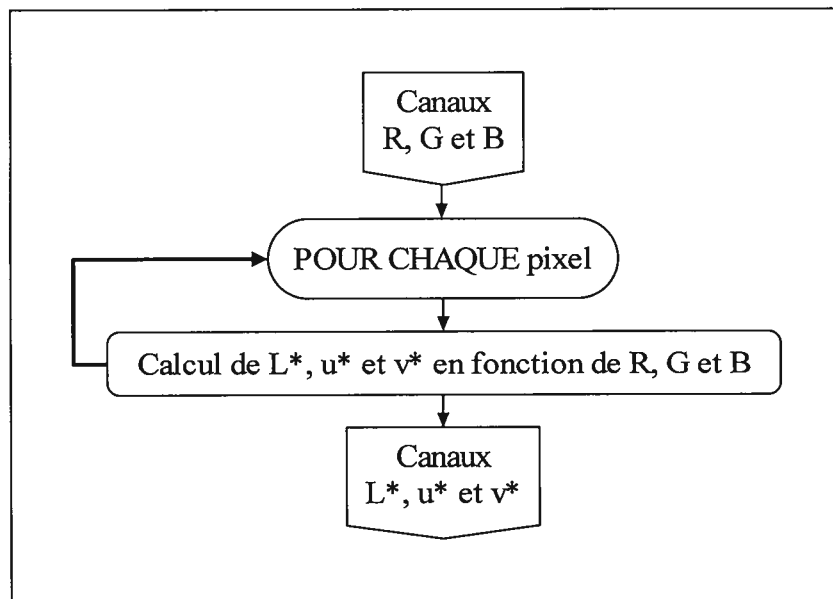


Figure 7. Calcul des canaux L*, u* et v*

• calcul de v^* :
$$v^* = 13L * (v' - v'_n) \quad (5)$$

avec
$$v' = \begin{cases} \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z} & \text{si } X \neq 0 \text{ ou } Y \neq 0 \text{ ou } Z \neq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (6)$$

et
$$v'_n = \frac{9Y_n}{X_n + 15Y_n + 3Z_n} \quad (7)$$

Enfin, pour les équations 1, 3, 4, 6 et 7, on a que (Poynton, 1995):

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,412453 & 0,357580 & 0,180423 \\ 0,212671 & 0,715160 & 0,072169 \\ 0,019334 & 0,119193 & 0,950227 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (8)$$

et
$$\begin{pmatrix} X_n \\ Y_n \\ Z_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,412453 & 0,357580 & 0,180423 \\ 0,212671 & 0,715160 & 0,072169 \\ 0,019334 & 0,119193 & 0,950227 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 255 \\ 255 \\ 255 \end{pmatrix} \quad (9)$$

Par souci de concision, le lecteur est invité à consulter Pratt (1991), entre autres, pour davantage de détails sur les espaces RGB et CIE Luv ainsi que les espaces couleur en général.

4.2. Calcul du canal de gradient

Le gradient, ou dérivée première (pente), permet de détecter les contours d'une image par seuillage de celui-ci. L'algorithme de classification emploie fréquemment cette technique de segmentation, d'où l'importance de calculer adéquatement le canal de gradient. Pour ce faire, la méthode exposée ci-dessous est appliquée (Pratt, 1991); la figure 8 en résume l'essentiel.

Les poids de quatre filtres de gradient orientés sont d'abord calculés. Ainsi, chaque filtre possède une orientation, soit la direction de la dérivée première calculée par celui-ci : N-S (nord, sud), E-O (est, ouest), NE-SO (nord-est, sud-ouest) et NO-SE (nord-ouest, sud-est). L'étude de la pente dans chacune des directions permet une mesure optimale du gradient local.

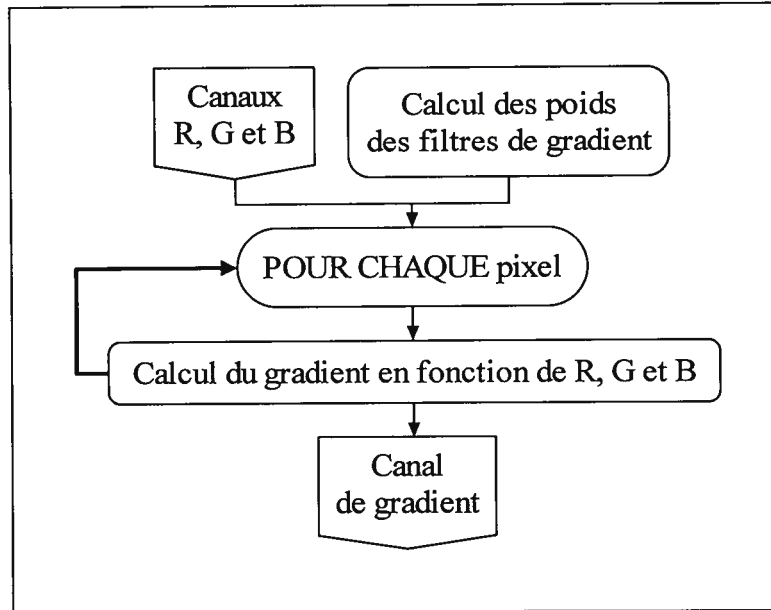


Figure 8. Calcul du canal de gradient

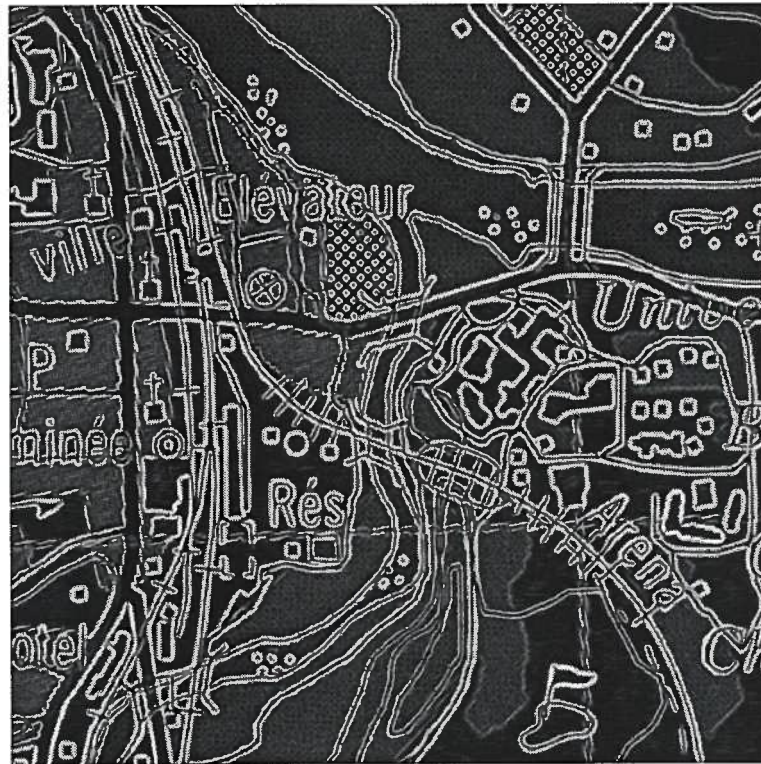


Figure 9. Canal de gradient

Le choix des poids s'inspire de ceux utilisés par les filtres de taille 3x3 de Frei-Chen (Pratt, 1991). Les étapes suivantes décrivent explicitement le mode de calcul de ces poids.

$$1) \text{ Calcul des poids initiaux : } \quad \text{poids}_{i,j,k} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{i^2 + j^2}} & \text{si } i \neq 0 \text{ ou } j \neq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \text{où} \quad & -2 \leq i, j \leq 2 && (\text{taille des filtres: } 5 \times 5) \\ \text{et} \quad & 0 \leq k < 4 && (\text{nombre de filtres: } 4) \end{aligned}$$

L'équation 10 permet d'obtenir des poids initiaux correspondant à l'inverse de la distance euclidienne entre le pixel central de la fenêtre du filtre et le pixel dont le poids est à calculer. L'algorithme accorde donc au pixel étudié une importance directement proportionnelle à sa proximité face au pixel central. Une telle approche s'avère pertinente, et souhaitable.

2) Introduction de zéros ("0") à la place de certains des poids calculés en 1), selon l'orientation du filtre k considéré, afin que ces poids soient conformes à ceux d'un filtre de gradient.

$$3) \text{ Calcul de la somme des poids : } \quad \text{somme}_k = \frac{1}{2} \sum_{i,j} \text{poids}_{i,j,k} \quad (11)$$

$$\text{où} \quad -2 \leq i, j \leq 2 \quad \text{et} \quad 0 \leq k < 4$$

4) Affectation de signes négatifs à certains poids, toujours selon l'orientation du filtre, pour ainsi assurer la conformité complète du filtre avec la définition d'un filtre de gradient.

Les quatre filtres résultants sont exposés à l'annexe 1; le filtre N-S se présente comme suit :

$-\frac{1}{2\sqrt{2}}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2\sqrt{2}}$
$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{\sqrt{2}}$	-1	$-\frac{1}{\sqrt{2}}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$
0	0	0	0	0
$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	1	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$
$\frac{1}{2\sqrt{2}}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{2\sqrt{2}}$

(12)

Il s'agit donc d'une adaptation des filtres 3x3 de Frei-Chen au cas 5x5, taille qui fait office de compromis, en termes de qualité de détection, entre les tailles 3x3 (trop petite) et 7x7 (trop grande). Après le calcul des poids des filtres, le calcul du gradient lui-même devient possible:

$$gradient = \sqrt{gradient_R^2 + gradient_G^2 + gradient_B^2} \quad (13)$$

$$\text{avec } gradient_R = \max_k \left| \frac{1}{somme_k} \cdot \sum_{i,j} (poids_{i,j,k} \cdot R_{i,j}) \right| \quad (14)$$

$$gradient_G = \max_k \left| \frac{1}{somme_k} \cdot \sum_{i,j} (poids_{i,j,k} \cdot G_{i,j}) \right| \quad (15)$$

$$gradient_B = \max_k \left| \frac{1}{somme_k} \cdot \sum_{i,j} (poids_{i,j,k} \cdot B_{i,j}) \right| \quad (16)$$

$$\text{où } -2 \leq i, j \leq 2 \quad \text{et} \quad 0 \leq k < 4$$

Note: $R_{i,j}$, $G_{i,j}$ et $B_{i,j}$ dénotent les trois valeurs numériques respectives du pixel (i, j) considéré, à l'intérieur même de la convolution, dans chacun des trois canaux R, G et B d'entrée; les coordonnées (i, j) sont relatives à la fenêtre du filtre.

La figure 9 illustre le canal de gradient ainsi calculé pour l'image Lennoxville. L'annexe 2 présente les canaux de gradient calculés pour les quatre images test.

4.3. Calcul du canal d'intensité

Le calcul du canal d'intensité (cf. figures 10 et 11) se justifie par le besoin d'un tel canal pour obtenir le canal LoG (section suivante). Ce canal consiste en une moyenne pondérée des canaux R, G et B, soit l'équivalent monochrome de l'image couleur d'entrée (Poynton, 1995):

$$intensité = 0,212671 \cdot R + 0,715160 \cdot G + 0,072169 \cdot B \quad (17)$$

Les canaux d'intensité des quatre images de développement sont introduits à l'annexe 3.

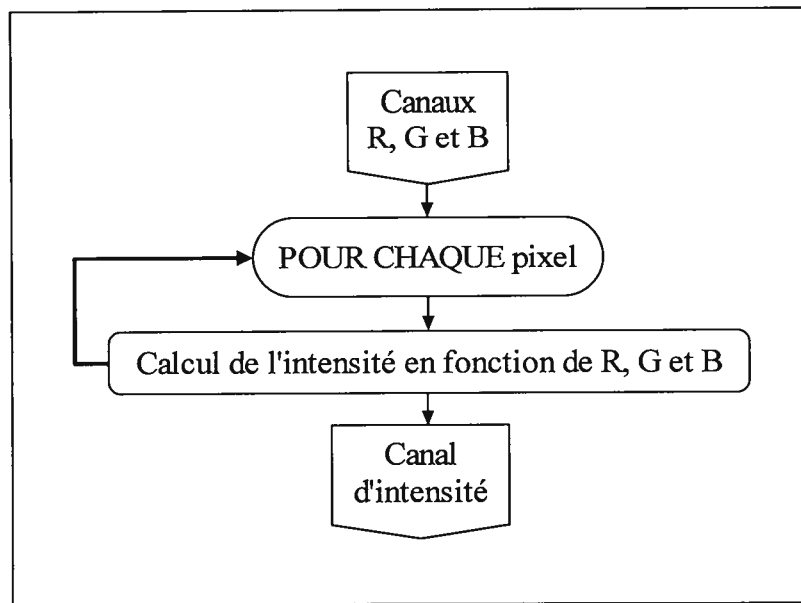


Figure 10. Calcul du canal d'intensité

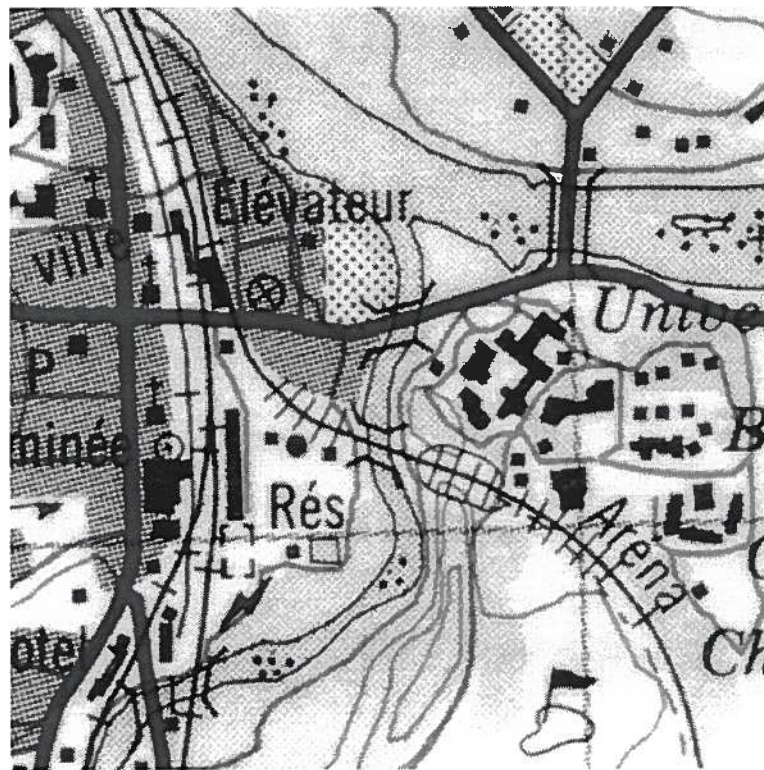


Figure 11. Canal d'intensité

4.4. Calcul du canal LoG

De manière analogue au gradient, le LoG (*Laplacian of Gaussian*) permet de segmenter l'image par seuillage. L'algorithme de classification l'utilise pour extraire les entités linéaires après l'étape de modification du canal (cf. section 5.2). D'abord, un filtre Gaussien (moyenne) est appliqué sur l'image d'entrée (intensité) afin de lisser cette dernière. Ensuite, l'image filtrée est traitée avec un filtre de type Laplacien (dérivée seconde), pour générer le canal LoG. En pratique, on applique un seul filtre qui combine l'effet de ces deux convolutions. Les étapes suivantes constituent la méthode de calcul employée par l'algorithme (Haralick and Shapiro, 1992). Les figures 12 et 13 exposent le procédé et le résultat, respectivement.

$$1) \text{ Calcul du rayon du filtre: } \quad \text{rayon} = \lceil 3\sqrt{2}\sigma \rceil \quad (18)$$

où σ : écart-type de la courbe normale du filtre.

L'écart-type doit être spécifié empiriquement; la qualité de la détection des entités linéaires (section 5.2) est fonction de ce choix fondamental, choix qui détermine la taille du filtre LoG.

$$2) \text{ Calcul de la taille du filtre: } \quad \text{taille} = 2 \cdot \text{rayon} + 1 \quad (19)$$

$$3) \text{ Calcul des poids du filtre: } \quad \text{poids}_{i,j} = -\frac{1}{2\pi\sigma^4} \cdot \left(2 - \frac{k^2 + l^2}{\sigma^2} \right) \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{k^2 + l^2}{\sigma^2} \right) \right] \quad (20)$$

où $0 \leq i, j < \text{taille}$ et $-\text{rayon} \leq k, l \leq \text{rayon}$

$$4) \text{ Calcul du LoG (convolution): } \quad \text{LoG} = \sum_{i,j} \left(\text{poids}_{i,j} \cdot \text{intensité}_{i,j} \right) \quad (21)$$

où $0 \leq i, j < \text{taille}$

Les écarts-types, les tailles et les poids des filtres utilisés pour chacune des quatre images sont précisés à l'annexe 4. Les canaux LoG sont présentés à l'annexe 5.

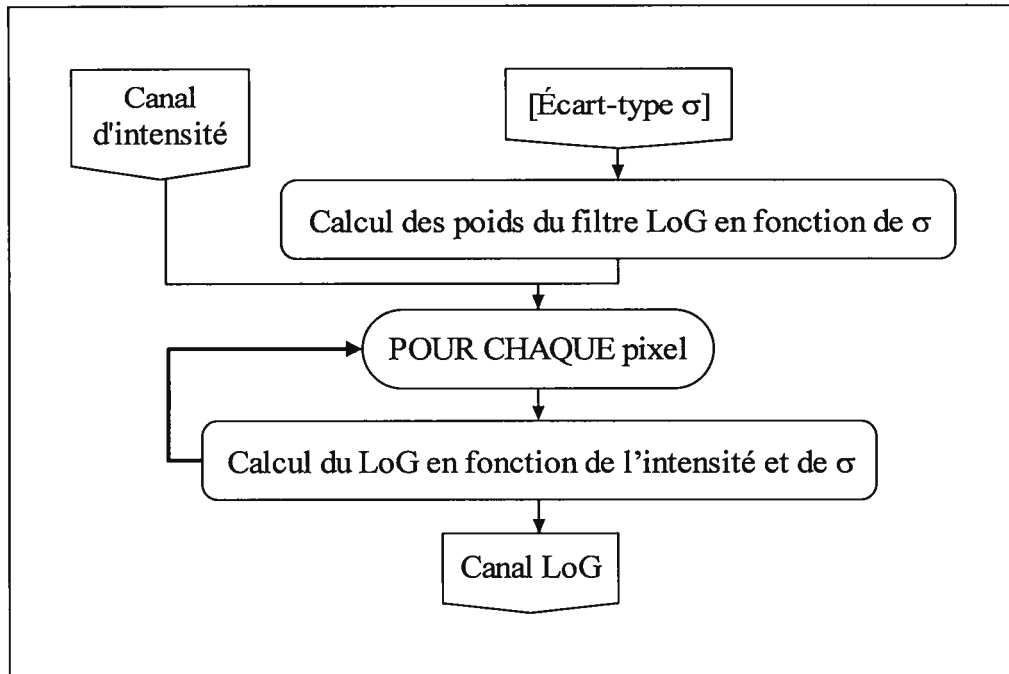


Figure 12. Calcul du canal LoG



Figure 13. Canal LoG

5. CLASSIFICATION DES ENTITÉS

La deuxième phase de l'algorithme de classification consiste en la classification des entités : trames, lignes, zones homogènes et zones de transition (figure 6). L'algorithme requiert, en entrée, divers seuils et sites d'entraînement dont la nature et le rôle sont précisés dans la suite.

5.1. Classification des trames

Les trames, soit les textures caractérisées par un arrière-plan uniforme et un avant-plan formé d'une matrice de points, sont les premières entités à être classifiées. Ces textures proviennent du procédé d'impression de la carte, une technique lithographique qui permet de générer des teintes pâles en demi-ton (United States Geological Survey, 1996). Ainsi, la couleur pâle de la trame sur la carte est reconstituée sur l'image matricielle par un arrière-plan pâle et un avant-plan formé de points foncés. À titre d'exemple, trois trames différentes sont identifiables sur l'image de la figure 2 : les trames bleue (eau), verte (végétation) et rouge (urbain). L'algorithme débute avec la classification des trames parce qu'elles contiennent environ la moitié des pixels de l'image. Il s'agit donc, au départ, de classer le plus de pixels possible.

La figure 14 montre l'algorithme de classification des trames. Ce dernier nécessite, en entrée, un fichier de données contenant la liste des sites d'entraînement relatifs aux trames. Un site pour chaque type de trame est requis, ainsi que le numéro de la classe thématique associée; l'annexe 6 précise la structure de ce fichier. De plus, la taille de la fenêtre statistique doit aussi être spécifiée. Cette fenêtre, centrée autour de chaque site, contient l'échantillon servant au calcul de la moyenne et de la variance "théoriques" dans chacun des canaux L^* , u^* et v^* . Les tailles choisies ici sont 11×11 (121 pixels) pour les images Augusta, Montpellier et Lennoxville, et 7×7 (49 pixels) pour l'image Magog. La taille 11×11 découle d'un choix arbitraire mais éprouvé expérimentalement; la taille 7×7 (inférieure à 11×11) résulte de l'étroitesse des trames grises dans l'image Magog. Une taille d'échantillon suffisamment grande est souhaitable afin d'en garantir la qualité. Après le calcul de ces statistiques, un fichier de sortie est généré (cf. annexe 7); la section 5.3 explique la raison d'être de ce fichier.

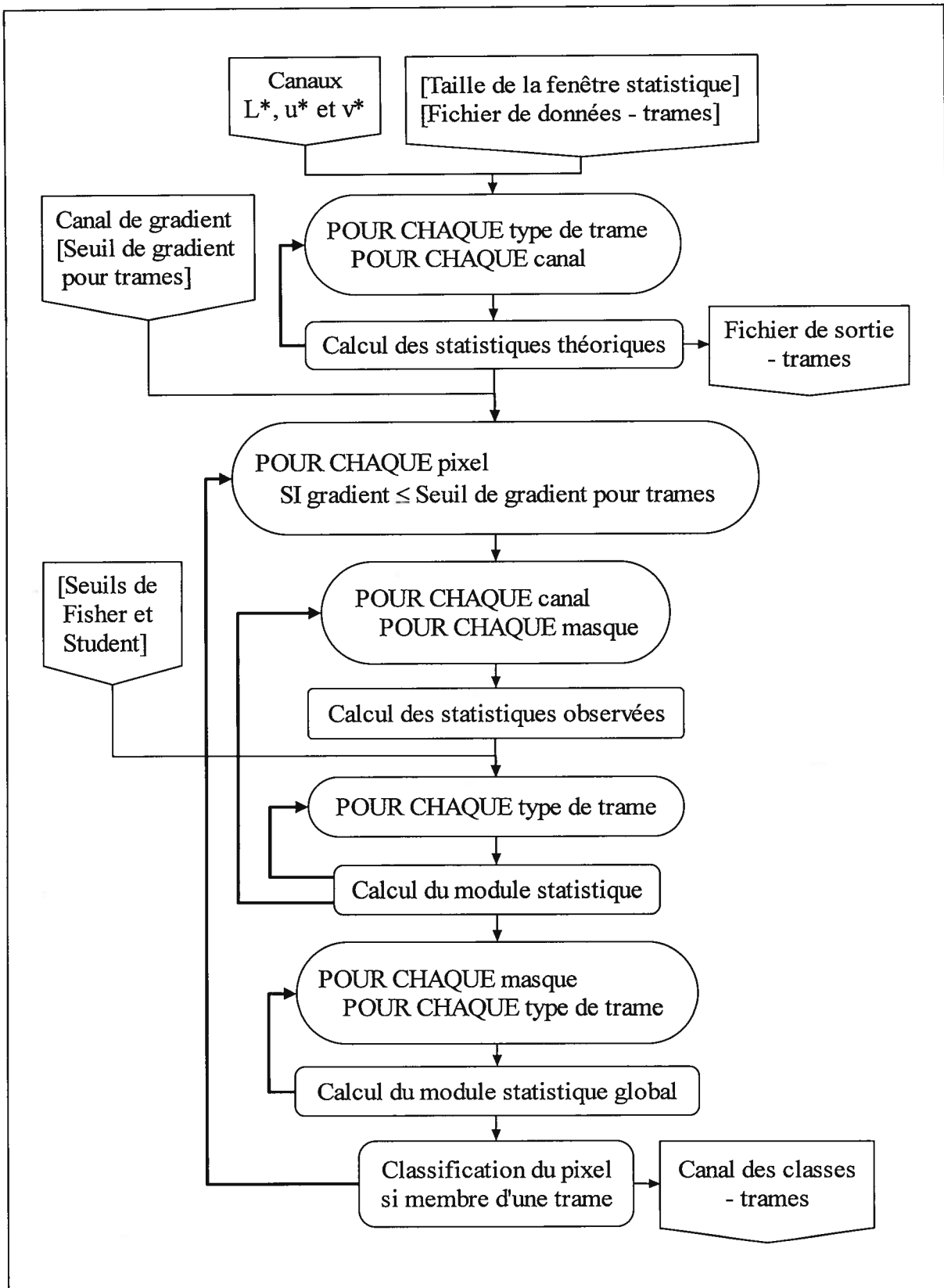


Figure 14. Classification des trames

Un seuil de gradient doit parfois être spécifié afin de décider si, au départ, le pixel courant s'avère candidat à la classification des trames. Pourtant membres d'aucune trame, certains pixels ayant un gradient élevé présentent des statistiques similaires aux statistiques théoriques associées à l'une ou l'autre des trames identifiées préalablement. Ainsi, ces pixels sont classés membres de la trame correspondante lors de la décision prise à la toute fin de la classification des trames (figure 14). Il faut donc exclure ces pixels de la présente classification en appliquant une règle de décision basée sur le seuil susmentionné. Ici, seule l'image Magog requiert un tel seuil (égal à 45), les trois autres images n'étant pas problématiques à ce niveau.

Avant de procéder à la classification comme telle, l'algorithme doit calculer les statistiques "observées" (moyenne et variance) du voisinage du pixel courant, et ce, dans chacun des canaux Luv. Le calcul est fait pour douze masques binaires adaptatifs de taille 5x5 (déterminée empiriquement comme idéale), centrés autour du pixel étudié; ces masques sont présentés à l'annexe 8. À titre d'exemple, quatre de ceux-ci se définissent comme suit :

$$\begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \hline \end{array}
 \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}
 \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array}
 \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad (22)$$

où 1 : pixel considéré dans l'échantillon servant au calcul des statistiques;
0 : pixel non considéré.

La nature adaptative de ces masques s'explique par la diversité des situations possibles, quant au voisinage du pixel considéré. Ce dernier peut être membre d'une trame tout en se trouvant très près d'une entité étrangère, comme une ligne, par exemple. L'usage de plusieurs masques (ici, un choix de douze) permet d'éviter que la présence de pixels étrangers n'influence le calcul des statistiques du pixel courant. Il va de soi qu'un pixel non membre d'une trame n'est pas identifié comme tel par aucun des masques, ses statistiques étant déjà divergentes.

Chaque masque possède une taille d'échantillon de 15 pixels. Il s'agit ici d'établir un compromis équitable entre une taille d'échantillon suffisante et un temps de calcul raisonnable; ce même temps de calcul dépend aussi du nombre de masques requis.

La classification du pixel courant repose sur les résultats de deux tests d'hypothèses statistiques, à savoir les tests d'égalité des variances empiriques (test de Fisher) et d'égalité des moyennes empiriques (test de Student). Ces tests supposent que les populations comparées suivent toutes deux une distribution approximativement normale. La comparaison des variances précède celle des moyennes puisque cette dernière suppose l'égalité des variances (Sachs, 1982). Si les deux tests sont positifs, le calcul du module statistique peut avoir lieu. Ce module consiste en une mesure du degré de succès des tests statistiques susmentionnés. Les étapes suivantes détaillent les calculs effectués pour obtenir cette quantité.

- 1) Calcul du critère de Fisher pour réaliser le test d'égalité des variances théorique et observée (Sachs, 1982) :

$$fisher = \frac{variance_1}{variance_2} \quad \text{où} \quad variance_1 \geq variance_2 \quad (23)$$

Si $fisher \leq \text{Seuil de } fisher$, les variances théorique et observée sont supposées égales et le calcul de l'étape 2 peut avoir lieu. Sinon, le module statistique vaut "INFINI", une constante arbitraire permettant à l'algorithme de reconnaître cette situation d'échec par la suite.

- 2) Calcul du critère de Student pour le test d'égalité des moyennes théorique et observée (Sachs, 1982) :

$$student = \frac{|moyenne_1 - moyenne_2|}{\sqrt{(variance_1 + variance_2) / 15}} \quad (24)$$

Le dénominateur 15 dénote la taille des deux échantillons comparés, tailles estimées égales malgré le fait que celle utilisée pour le calcul des statistiques théoriques soit supérieure à 15. Revoir à cet effet la discussion en début de section portant sur la taille de la fenêtre statistique.

Si $student \leq \text{Seuil de student}$, les moyennes théorique et observée sont supposées égales et le calcul de l'étape 3 peut avoir lieu; sinon, le module statistique vaut, encore une fois, "INFINI".

Les seuils de Fisher et Student sont fonction de la taille d'échantillon et du niveau de confiance choisis. Ils sont donnés par les tables statistiques de ces deux distributions, ainsi que par les règles d'extrapolation admises pour ces tables. Le lecteur est prié de consulter Sachs (1982) pour de plus amples détails concernant ces dernières. Les niveaux de confiance choisis pour l'expérimentation actuelle et les seuils qui en découlent, pour une taille d'échantillon de 15, sont mentionnés à l'annexe 9. Fait saillant, le choix du niveau de confiance influence fortement le taux de classification exacte des pixels membres des trames.

3) Calcul du module statistique, module du vecteur $[fisher, student]$:

$$module_{i,j,k} = \sqrt{(fisher_{i,j,k})^2 + (student_{i,j,k})^2} \quad (25)$$

où $0 \leq i < 3$ (nombre de canaux : 3 - L*, u* et v*)
 $0 \leq j < 12$ (nombre de masques : 12)
 $0 \leq k < \text{Nombre de types de trames}$ (spécifié par le fichier de données)

Note: le contrôle des boucles i, j et k est explicite dans la figure 14.

L'algorithme procède ensuite au calcul du module statistique global, module du vecteur des modules statistiques:

$$module_{global,j,k} = \begin{cases} \text{INFINI} & \text{si } \exists i \text{ tel que } module_{i,j,k} = \text{INFINI} \\ \sqrt{\sum_i (module_{i,j,k})^2} & \text{sinon} \end{cases} \quad (26)$$

où $0 \leq i < 3$ (nombre de canaux : 3)
 $0 \leq j < 12$ (nombre de masques : 12)
 $0 \leq k < \text{Nombre de types de trames}$

Note: le contrôle des boucles j et k est, lui aussi, explicite dans la figure 14.

L'usage du module statistique (équation 25) repose sur la nécessité de combiner adéquatement les critères de Fisher et Student (équations 23 et 24) en un seul. Considérer ces critères d'un point de vue vectoriel et calculer le module du vecteur engendré semble, à prime abord, une approche intuitive et valable. Un principe similaire inspire la définition du module statistique global. Son emploi vise à déduire une seule quantité qui combine les trois modules calculés pour le pixel à l'étude, à savoir un module dans chacun des canaux Luv, pour un masque et un type de trame fixés (équation 26). L'obtention d'une quantité de synthèse telle que ce module statistique global permet de classer le pixel courant, et ce, selon les deux étapes ci-dessous.

1) Recherche du minimum des modules globaux calculés pour le pixel :

$$minimum = \min_{j,k} [module\ global_{j,k}] \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \text{où} \quad & 0 \leq j < 12 && (\text{nombre de masques : 12}) \\ & 0 \leq k < \text{Nombre de types de trames} \end{aligned}$$

2) Classification du pixel en fonction du minimum obtenu :

$$\text{Classe du pixel} = \begin{cases} \text{Aucune} & \text{si } minimum = \text{INFINI} \\ \text{Classe associée à la trame } t & \text{sinon} \end{cases} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \text{avec} \quad & t \text{ tel que } minimum = module\ global_{s,t} \\ \text{où} \quad & s: \text{masque associé au module global minimal.} \end{aligned}$$

Le degré d'appartenance d'un pixel à une trame donnée est donc inversement proportionnel à la grandeur du module statistique global. Cette relation remonte jusqu'aux critères de Fisher et Student; plus ces derniers approchent les seuils respectifs (i.e. s'éloignent de zéro), moins le pixel courant s'avère membre du type de trame faisant l'objet du test. Dans le cas où le minimum des modules globaux vaut "INFINI", l'algorithme déduit le caractère non membre du pixel et ne lui affecte aucune des classes réservées aux trames. Sinon, le pixel courant se voit affecté de la classe correspondant au type de trame annexé au module global minimal. Enfin, un canal intermédiaire contenant les classes attribuées est finalement généré en sortie.

5.2. Classification des lignes

Après la classification des trames, l'algorithme procède à la classification des entités linéaires présentes dans l'image de carte topographique matricielle. L'algorithme doit d'abord modifier adéquatement le canal LoG généré antérieurement, pour ensuite pouvoir mener à bien la classification des lignes. Les entités linéaires incluent les entités ponctuelles dans la suite.

5.2.1. Modification du canal LoG

Avant que la classification des lignes soit possible, il s'avère nécessaire d'apporter certaines modifications au canal LoG afin de forcer les résultats du seuillage effectué, seuillage qui permet la classification comme telle (cf. section 5.2.2.); cette modification affecte seulement les pixels jugés litigieux par l'algorithme. La figure 15 expose l'algorithme de modification du canal LoG. Ce dernier, ainsi que le canal des classes obtenu suite à la classification des trames, composent les entrées requises par l'algorithme de modification. De plus, la spécification d'un seuil du LoG est prescrite. L'annexe 9 précise les seuils choisis pour le présent cadre expérimental, seuils faisant aussi office de suggestions pour des essais ultérieurs impliquant des images différentes.

La nature du seuillage mis en oeuvre par l'algorithme résulte des propriétés intrinsèques du LoG. À ce sujet, il importe de préciser que les pixels jugés membres d'une ligne ont une valeur de LoG strictement supérieure à zéro. Ceci découle du fait que les entités linéaires retrouvées au sein d'une carte topographique matricielle présentent, généralement, des pixels dont les couleurs sont plus sombres que celles des pixels voisins. En d'autres mots, les valeurs numériques des pixels appartenant aux lignes, dans les canaux R, G et B, sont inférieures à celles des pixels voisins. Le taux de variation de la pente locale ou dérivée seconde (LoG), considérée dans le sens transversal à la ligne, est donc strictement positif puisque la pente croît dans cette direction. Ainsi, le seuil du LoG est strictement positif, et le seuillage retient les pixels dont le LoG est supérieur à ce seuil. Les seuils choisis (annexe 9) sont tous près de zéro, l'objectif étant de reconnaître par seuillage les pixels dont le LoG est strictement positif.

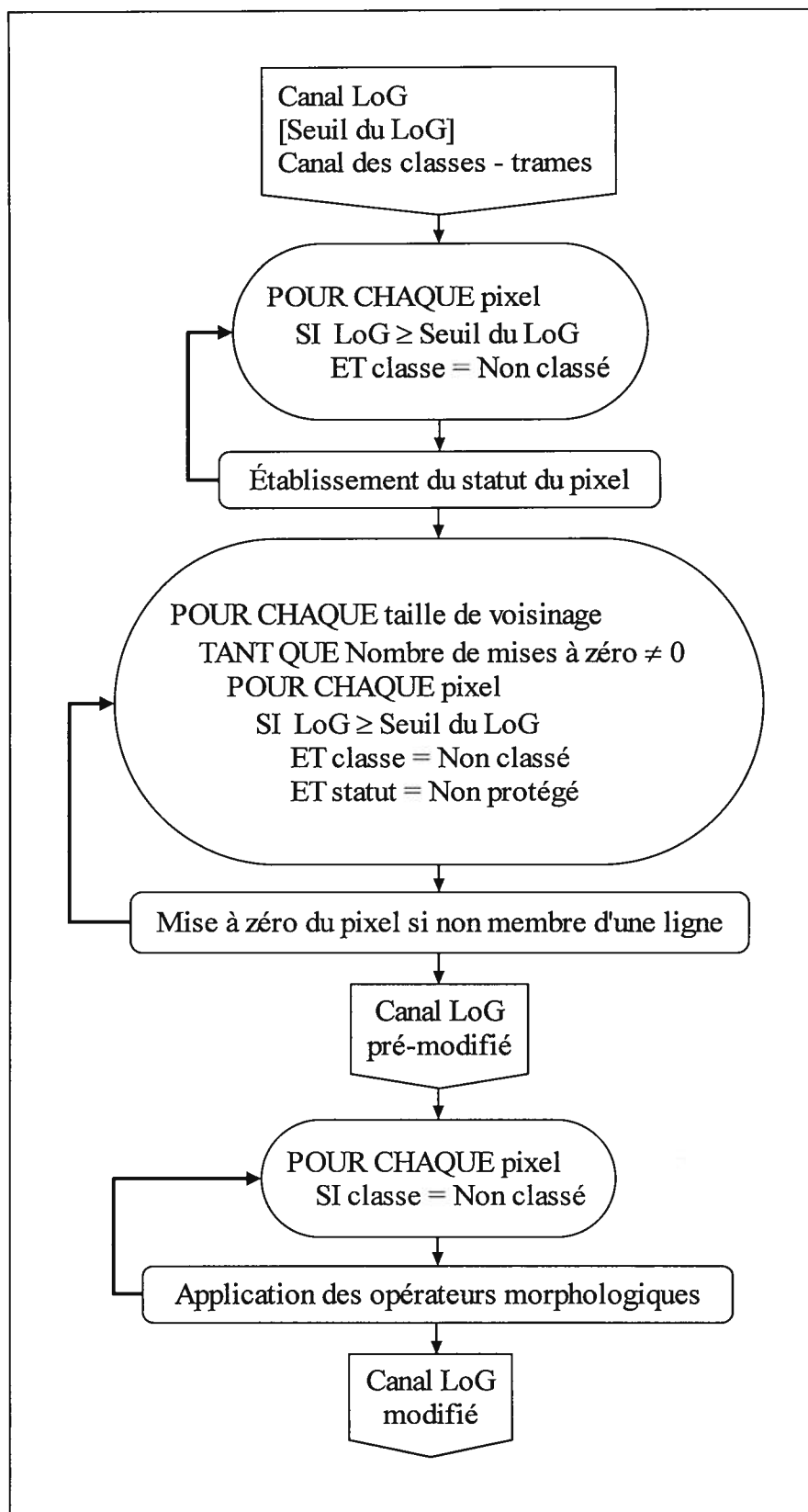


Figure 15. Modification du canal LoG

Pour en savoir plus sur les propriétés mathématiques du LoG, le lecteur est invité à consulter Haralick et Shapiro (1992), ou encore Pratt (1991).

Le seuillage du canal LoG identifie certains pixels comme membres d'une ligne alors que ces derniers ne le sont pas. Ces pixels s'avèrent, en effet, membres d'entités non pas linéaires mais ponctuelles. Certains de ces points constituent des fragments d'avant-plan appartenant aux trames, à savoir des pixels non classés lors de la classification des trames, étant donné le caractère inadéquat de leurs statistiques. Ces fragments se situent à la périphérie des trames et échappent aux masques adaptatifs de l'algorithme de classification des trames, pour les raisons susmentionnées. Il est donc nécessaire d'exclure ces pixels étrangers de ceux identifiés comme membres d'une ligne. Pour ce faire, la mise à zéro des pixels indésirables dans le canal LoG ($LoG = 0$) est conduite par l'algorithme. Un LoG nul provoque l'exclusion du pixel lors des seuillages ultérieurs puisque le seuil du LoG est strictement supérieur à zéro.

Certains pixels requièrent un statut de protégé afin de ne pas subir un tel traitement. Les pixels à protéger sont ceux qui composent les entités ponctuelles autres que celles formant les avant-plans des trames. Ces entités ponctuelles constituent des objets cartographiques ayant une superficie légèrement supérieure à celle des points constituant les trames. L'établissement du statut de chaque pixel précède donc toute tentative de mise à zéro (figure 15). Chacune des étapes mentionnées ci-dessous repose sur un calcul de la distance euclidienne séparant la paire de pixels, considérés comme membres potentiels d'une ligne, qui sont les plus éloignés l'un de l'autre, ceux-ci étant à la périphérie du voisinage. Par exemple, soit la situation suivante, dans le cas d'un voisinage de taille 5x5; le pixel du centre est celui dont le statut est à établir :

		P	L	
	L	L		
	L	L	L	
		L	L	P

(29)

où L et P : pixels membres d'une ligne (i.e. $LoG \geq \text{Seuil du LoG ET classe} = \text{Non classé}$);
 P : pixels formant la paire de pixels les plus distants l'un de l'autre, en périphérie
 (périphérie d'un voisinage de taille 5x5 : lignes 1 et 5, colonnes 1 et 5).

1) Calcul de la distance euclidienne maximale dans un voisinage de taille 5x5 :

Si $distance > 3,6$, $statut = \text{Non protégé}$.

Sinon, le calcul de l'étape 2 est effectué.

Dans l'exemple ci-dessus, $distance = \sqrt{2^2 + 3^2} \cong 3,61$; le pixel du centre n'est donc pas protégé. La valeur 3,6 constitue la limite établie afin de pouvoir discriminer adéquatement le cas où une ligne traverse le voisinage étudié et le cas contraire.

2) Calcul de la distance euclidienne maximale dans un voisinage de taille 7x7 :

Si $distance > 3,6$, $statut = \text{Non protégé}$.

Sinon, le calcul de l'étape 3 est effectué.

3) Calcul de la distance euclidienne maximale dans un voisinage de taille 9x9 :

Si $distance > 3,6$, $statut = \text{Non protégé}$.

Sinon, $statut = \text{Protégé}$.

Les trois règles précédentes affectent un statut de non protégé au pixel courant lorsque ce dernier est membre certain d'une ligne. Ce pixel n'a pas besoin d'un statut de protégé puisqu'il ne compose pas une entité ponctuelle autre qu'un point d'une trame; il n'est pas candidat pour une éventuelle mise à zéro du LoG. L'algorithme reconnaît une telle situation par le biais de la distance euclidienne maximale calculée, qui excède alors la valeur 3,6 fixée. En revanche, un statut de protégé est affecté au pixel courant lorsque ce dernier est membre d'une entité ponctuelle autre qu'un point d'une trame. L'algorithme détecte cette situation lorsque la distance euclidienne maximale est inférieure à 3,6 dans chacun des trois voisinages étudiés, voisinages dont les tailles respectives découlent des diverses configurations spatiales possibles rencontrées expérimentalement.

L'établissement du statut permet aussi de protéger les pixels situés aux extrémités des entités linéaires. Ainsi, l'algorithme décrit précédemment fait en sorte d'éviter que la valeur du LoG de ces pixels soit mise à zéro et que, par conséquent, les terminaisons des lignes subissent une érosion excessive lors de seuillages ultérieurs du LoG.

Après l'étape d'établissement du statut, l'algorithme de modification procède à la mise à zéro du LoG. Un calcul de la distance euclidienne maximale est à nouveau effectué, calcul identique à la méthode exposée ci-dessus. Les règles suivantes sont appliquées afin de procéder à la mise à zéro des pixels sélectionnés (entre autres, non protégés); une première modification du canal LoG est ainsi faite :

- Pour le cas du voisinage de taille 5x5 : Si $distance < 2,9$, $LoG = 0$.
- Pour le cas du voisinage de taille 3x3 : Si $distance < 1,5$, $LoG = 0$.

Les valeurs 2,9 et 1,5 fixées visent à discriminer le cas où une ligne traverse le voisinage et le cas contraire, tout comme la valeur 3,6 préconisée antérieurement pour l'établissement du statut. Les structures de contrôle des tailles de voisinage et des autres paramètres (boucles itératives, règles de décision) sont explicitées dans la figure 15. Notamment, le cas du voisinage de taille 5x5 précède celui du voisinage 3x3 dans la boucle du même nom.

La seconde et dernière modification du canal LoG consiste en l'application d'opérateurs morphologiques. Ces opérateurs ont pour objectif d'adoucir les contours des entités linéaires, améliorant ainsi l'apparence de ces dernières, de par le résultat de leur classification. Treize masques sont appliqués par l'algorithme dans l'ordre prescrit ci-après. Si le voisinage de taille 3x3 du pixel courant ne correspond pas à l'un des masques (cf. légende ci-après), le masque suivant est appliqué, et ce, jusqu'au dernier. Lorsque le voisinage du pixel correspond à un masque donné, les conditions suivantes sur l'élément central du masque sont vérifiées :

- Si l'élément est un "1", le pixel courant est mis à zéro : $LoG = 0$.
- Si l'élément est un "0", le seuil du LoG est affecté au pixel : $LoG = \text{Seuil du LoG}$.

Lors de tout seuillage ultérieur du LoG (i.e. la condition $LoG \geq \text{Seuil du LoG}$), un LoG nul fait du pixel courant un non membre d'une ligne, alors qu'un LoG égal au seuil en fait un membre. Il s'agit donc, dans le premier cas, d'une inclusion du pixel jugé membre au sein des pixels membres d'une ligne, et, dans le second cas, d'une exclusion du pixel jugé non membre. Les masques sont regroupés en quatre séries distinctes selon la nature de leurs rôles respectifs. Le premier masque exclut les pixels isolés de ceux membres d'entités linéaires :

$$1) \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \quad (30) \quad \text{Légende} \quad \begin{cases} 1 : LoG \geq \text{Seuil du LoG ET classe} = \text{Non classé.} \\ 0 : LoG < \text{Seuil du LoG OU classe} \neq \text{Non classé.} \\ -1 : \text{Aucune condition sur le LoG ou la classe.} \end{cases}$$

Les masques suivants visent à adoucir les contours d'entités linéaires en excluant les aspérités :

$$2) \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 0 \\ \hline 1 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad (31)$$

Opposés aux masques présentés en 2), ceux-ci incluent les cavités dans les contours des lignes :

$$3) \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 1 & 1 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & -1 \\ \hline 1 & 0 & -1 \\ \hline 1 & 1 & -1 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline 1 & 0 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 0 & 1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array} \quad (32)$$

Enfin, ces quatre derniers masques permettent d'arrondir les coins en incluant le pixel central :

$$4) \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -1 & -1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 0 & -1 \\ \hline 1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & -1 & -1 \\ \hline 1 & 0 & -1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & 1 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad (33)$$

5.2.2. Classification des lignes

La classification des lignes (cf. figure 16) exige, en entrée, le canal LoG modifié par l'algorithme présenté à la section précédente; le seuil du LoG, le canal des classes (trames) et les canaux L^* , u^* et v^* comptent aussi parmi les entrées requises. De manière générale, l'algorithme de classification des lignes applique le critère du plus proche voisin dans l'espace couleur CIE Luv, et ce, en utilisant une mesure de distance euclidienne dans ce même espace.

Il faut d'abord procéder au calcul de la moyenne du voisinage adaptatif 3x3 de chaque pixel considéré comme membre d'une ligne. Cette opération préliminaire permet d'uniformiser les valeurs radiométriques (triplets Luv) des pixels contigus, afin d'éviter que ces valeurs diffèrent trop au sein d'un voisinage adaptatif donné. La nécessité d'un tel travail est justifiée par le fait que le critère du plus proche voisin dans l'espace CIE Luv, utilisé pour la classification subséquente, dépend de la stabilité numérique des triplets Luv. La moyenne assure justement une telle constance, soit une continuité de la couleur locale au niveau des pixels constituant chaque entité linéaire. Le calcul de la moyenne est effectué dans chacun des trois canaux Luv, générant ainsi trois nouveaux canaux partiellement moyennés, et dépend du contenu d'un masque adaptatif déterminé comme suit:

$$masque_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{si } LoG_{i,j} \geq \text{Seuil du LoG ET } classe_{i,j} = \text{Non classé} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (34)$$

où $0 \leq i, j < 3$ (taille du masque: 3x3)

La nature adaptative du masque réside dans la signification des éléments attribués: un "1" signifie que le pixel correspondant compte dans le calcul de la moyenne, ce pixel étant considéré comme membre d'une ligne (par seuillage du LoG et de par son état de non classé); un "0" signifie que le pixel ne compte pas, puisqu'il n'est pas jugé membre d'une ligne. Ainsi, seuls les pixels membres de l'entité linéaire ou ponctuelle étudiée comptent dans le calcul de la moyenne locale. D'ici la fin de cette section, l'appellation Luv dénote les canaux modifiés.

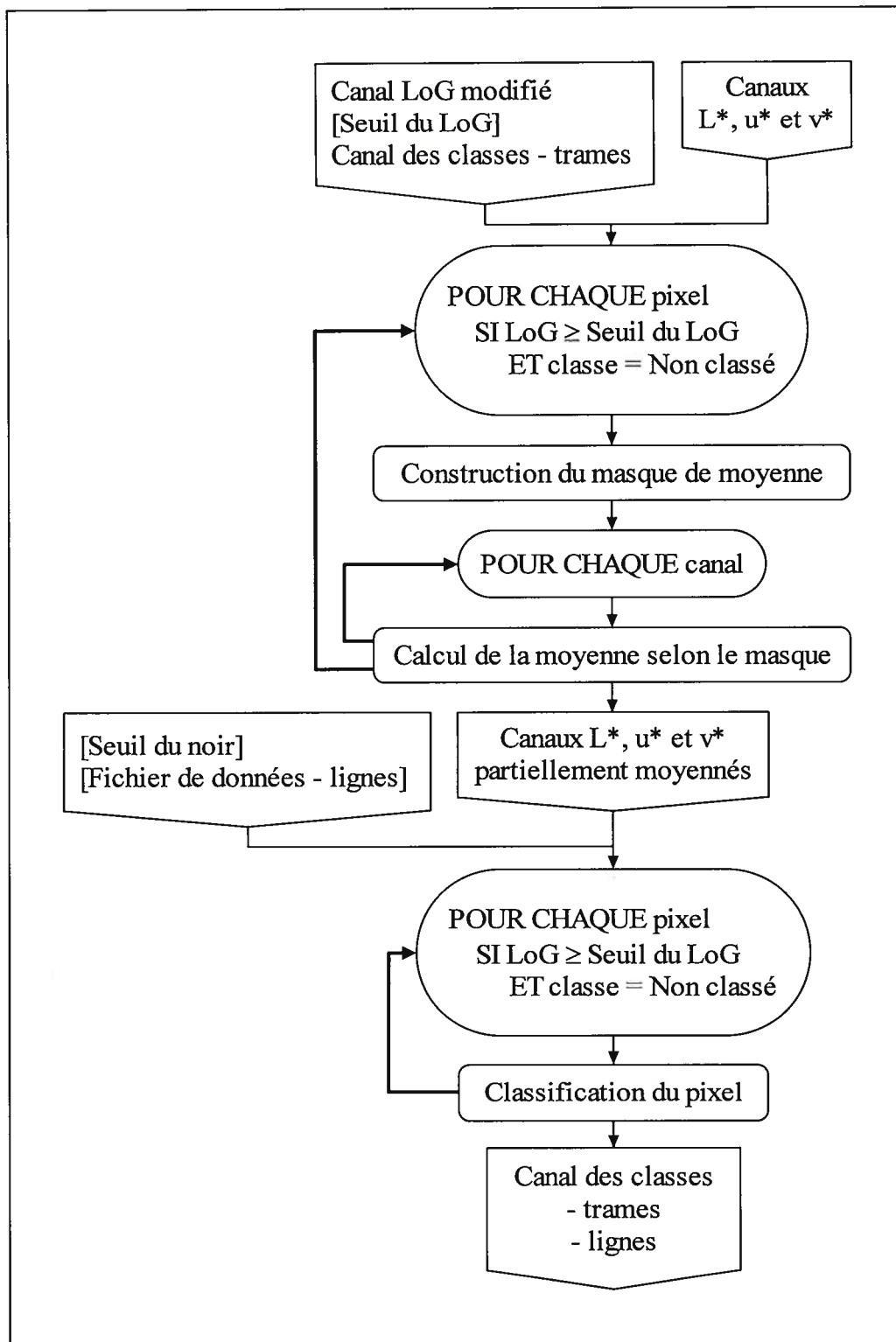


Figure 16. Classification des lignes

Le seuil du noir, à spécifier en entrée pour la classification (voir annexe 9 pour les seuils du noir utilisés ici), dénote la distance euclidienne maximale qui doit séparer la couleur noire et la couleur du pixel courant pour que ce dernier hérite de la classe associée à la couleur noire. Cette classe est précisée par le fichier de données (cf. annexe 10). L'introduction d'un tel seuil provient du fait que bon nombre de pixels membres d'entités linéaires et ponctuelles ont une couleur noire ou sinon plutôt sombre, et ce, dans les quatre images de développement. Il s'agit donc de classer ces pixels le plus efficacement possible. La classification du pixel courant dépend des distances euclidiennes calculées dans l'espace couleur CIE Luv, espace perceptuellement uniforme (section 4.1), et se réalise en deux étapes :

1) Calcul de la distance entre la couleur du pixel courant (L,u,v) et la couleur noire $(0,0,0)$:

$$distance = \sqrt{(L-0)^2 + (u-0)^2 + (v-0)^2} = \sqrt{L^2 + u^2 + v^2} \quad (35)$$

Si $distance \leq \text{Seuil du noir}$, la classe associée à la couleur noire est affectée au pixel.

Sinon, le calcul de l'étape 2 est effectué.

2) Calcul du minimum des distances entre la couleur du pixel courant (L,u,v) et la couleur de chaque site d'entraînement $s (L_s, u_s, v_s)$, sites spécifiés par le fichier de données (annexe 10) :

$$distance = \min_s \left[\sqrt{(L - L_s)^2 + (u - u_s)^2 + (v - v_s)^2} \right] \quad (36)$$

où $0 \leq s < \text{Nombre de sites d'entraînement}$

La classe affectée au pixel courant est celle associée au site d'entraînement S tel que

$$\sqrt{(L - L_s)^2 + (u - u_s)^2 + (v - v_s)^2} = distance .$$

Un canal des classes est constitué en sortie, canal qui inclut les classes des pixels membres des trames, classifiés auparavant, ainsi que les nouvelles classes des pixels membres des lignes.

5.3. Classification des zones homogènes

L'algorithme de classification des zones homogènes est similaire à celui de la classification des lignes, bien qu'il soit davantage complexe; celui-ci est présenté à la figure 17. Les entrées de l'algorithme sont les mêmes que celles de la classification des lignes, auxquelles s'ajoutent le canal de gradient et le seuil de gradient associé. Ce seuil permet d'identifier les zones homogènes, soit les régions de couleur à peu près constante dans l'image, par le biais d'un seuillage du gradient qui sélectionne les pixels dont le gradient est inférieur au seuil. Il s'agit donc d'identifier les pixels de gradient suffisamment bas, à savoir les pixels de faible pente (première dérivée) locale. L'annexe 9 donne les seuils de gradient choisis dans le cadre du projet actuel. La supériorité du gradient face au LoG, quant à la détection des zones homogènes par seuillage, se constate expérimentalement. Cette supériorité justifie le caractère non redondant de l'usage du gradient par rapport au LoG, déjà utile pour classifier les lignes.

L'équation suivante est semblable à l'équation 34; ici, le voisinage est de taille 5x5 et le contenu du masque adaptatif se décrit comme suit:

$$masque_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{si } gradient_{i,j} \leq \text{Seuil du gradient} \\ & \text{ET } LoG_{i,j} < \text{Seuil du LoG} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (37)$$

où $0 \leq i, j < 5$ (taille du masque: 5x5)

Le double seuillage du gradient et du LoG (ci-dessus) permet de sélectionner les pixels de bas gradient qui sont non membres d'une ligne, à savoir les pixels dont le LoG est strictement inférieur au seuil du LoG. La taille du masque (5x5) est supérieure à celle du masque de l'équation 34 (3x3), étant donné la nature étendue d'une zone homogène par rapport à l'étroitesse d'une entité linéaire; ces tailles idéales sont établies empiriquement.

Les étapes suivantes constituent la classification du pixel courant et diffèrent de celles réalisant la classification des lignes (section précédente), à l'exception de l'étape 1.

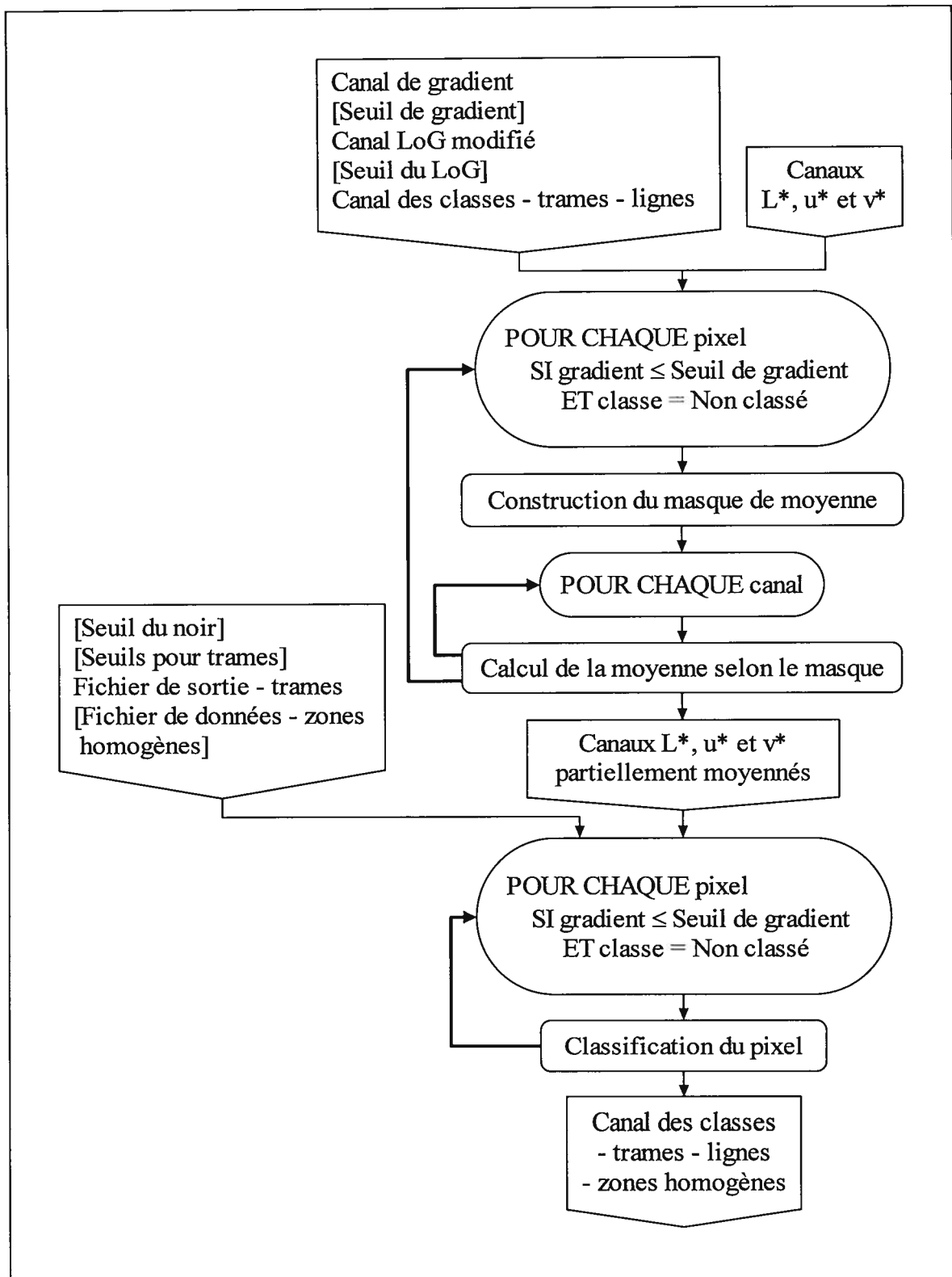


Figure 17. Classification des zones homogènes

1) Calcul de la distance entre la couleur du pixel courant (L,u,v) et la couleur noire $(0,0,0)$:

$$distance = \sqrt{L^2 + u^2 + v^2} \quad (38)$$

Si $distance \leq \text{Seuil du noir}$, la classe associée à la couleur noire est affectée au pixel.

Sinon, les calculs des étapes 2, 3 et 4 sont effectués dans l'ordre.

2) Calcul du minimum conditionnel des distances entre la couleur du pixel courant (L,u,v) et la moyenne "théorique" de chaque type de trame t $(\bar{L}_t, \bar{u}_t, \bar{v}_t)$; celles-ci sont fournies par le fichier de sortie généré par l'algorithme de classification des trames (annexe 7):

$$distance_{trame} = \min_t \left[\sqrt{(L - \bar{L}_t)^2 + (u - \bar{u}_t)^2 + (v - \bar{v}_t)^2} \leq \text{Seuil pour trame}_t \right] \quad (39)$$

avec $\text{Seuil pour trame}_t$: seuil associé au type de trame t (à spécifier en entrée)

où $0 \leq t < \text{Nombre de types de trames}$

Soit $classe_{trame}$ (utilisée à l'étape 4) la classe associée au type de trame T tel que

$$\sqrt{(L - \bar{L}_T)^2 + (u - \bar{u}_T)^2 + (v - \bar{v}_T)^2} = distance_{trame}.$$

La fonction du minimum conditionnel considère un candidat pour le minimum, à gauche de l'inégalité (\leq), seulement si cette inégalité est vérifiée avec ce candidat. Les seuils pour trames choisis dans le cas des présentes images test composent l'intervalle $[5, 25]$, sauf pour l'image Lennoxville qui n'exige pas de tels seuils (la classification y est possible sans condition au sein de la fonction minimum, l'image étant moins difficile à cet égard). Ces seuils représentent la distance euclidienne maximale qui doit séparer la couleur du pixel courant et la moyenne théorique du type de trame considéré, pour que la classe de cette trame soit affectée au pixel. L'étape 2 ci-dessus s'avère nécessaire, puisque certains pixels membres des trames demeurent non classés après la classification des trames, leurs statistiques étant jugées inadéquates. Certains de ces pixels satisfont les présentes conditions de sélection (seuillage du gradient); ils sont donc considérés membres d'une zone homogène, d'où leur classification à ce niveau.

- 3) Calcul du minimum conditionnel des distances entre la couleur du pixel courant (L, u, v) et la couleur de chaque site d'entraînement s (L_s, u_s, v_s) , sites indiqués dans le fichier de données (cf. annexe 11) :

$$distance_{site} = \min_{s} \left[\sqrt{(L - L_s)^2 + (u - u_s)^2 + (v - v_s)^2} \leq \text{Seuil pour site}_s \right] \quad (40)$$

avec *Seuil pour site_s* : seuil associé au site d'entraînement s

où $0 \leq s < \text{Nombre de sites d'entraînement}$

Soit *classe_{site}* (utilisée à l'étape 4) la classe associée au site d'entraînement S tel que

$$\sqrt{(L - L_s)^2 + (u - u_s)^2 + (v - v_s)^2} = distance_{site}.$$

Les seuils pour sites sont spécifiés par le fichier de données (annexe 11). L'usage de tels seuils permet, au même titre que les seuils pour trames introduits à l'étape 2, d'assurer la qualité de la classification; une classification effectuée sans les contraintes apportées par ces différents seuils présente en effet davantage d'erreurs. L'emploi d'un seuillage à l'intérieur même de l'algorithme du plus proche voisin, à savoir le calcul d'une distance euclidienne minimale conditionnelle, diminue de beaucoup le nombre de pixels mal classés. Toutefois, la spécification rigoureuse de ces seuils augmente les temps d'entraînement de l'algorithme.

- 4) Calcul du minimum des deux distances calculées précédemment:

$$distance = \min[distance_{trame}, distance_{site}] \quad (41)$$

La classe affectée au pixel courant est soit *classe_{trame}*, soit *classe_{site}*, selon la distance correspondant au minimum ainsi obtenu.

Enfin, les nouvelles classes relatives aux pixels membres des zones homogènes sont ajoutées aux autres classes déjà attribuées, dans le canal des classes.

5.4. Classification des zones de transition

Les pixels membres des zones de transition sont ceux qui composent les régions limitrophes entre deux entités cartographiques distinctes. Ces pixels, à traiter ici pour compléter la classification de l'image, présentent généralement des couleurs incongrues; leur classification ne peut donc pas se faire en fonction de ces dernières. La méthodologie choisie repose donc sur les pixels déjà classifiés qui sont à proximité des pixels de transition. L'algorithme de classification développé met en oeuvre un principe de propagation des régions, soit la propagation des classes attribuées auparavant vers l'intérieur des zones encore non classifiées (de transition). Les figures 18 et 19 illustrent l'algorithme; les identifiants "I" et "II" y dénotent le caractère différent de certaines opérations similaires de même nom.

Un même filtrage est effectué au début et à la fin de la classification des zones de transition. Dans le premier cas, l'objectif est de préparer le canal des classes pour faire en sorte que celles-ci soient les plus exactes possible, alors que le but visé dans le second cas est de maximiser la qualité de la classification finale. Pour ce faire, le voisinage de taille 3x3 (jugée suffisante) du pixel courant est considéré : si le nombre n de pixels du voisinage qui ont comme classe celle du pixel courant est tel que $n < 3$, alors la classe représentée majoritairement dans le voisinage est affectée au pixel (désigné ci-dessous par la coordonnée 1,1). La classe du pixel (i,j) compte dans le calcul de la classe majoritaire seulement si

$$\left. \begin{aligned} & \left(LoG_{1,1} < Seuil \text{ du } LoG \text{ ET } LoG_{i,j} < Seuil \text{ du } LoG \right) \\ \text{OU } & \left(LoG_{1,1} \geq Seuil \text{ du } LoG \text{ ET } LoG_{i,j} \geq Seuil \text{ du } LoG \right) \end{aligned} \right\} \text{ avec } 0 \leq i, j < 3 \text{ et } (i,j) \neq (1,1).$$

Cette condition évite de confondre, lors du décompte des classes, les pixels membres d'entités linéaires ou ponctuelles avec les autres pixels (membres de trames ou de zones homogènes). En d'autres termes, la classe du pixel courant est remplacée par la classe majoritaire dans son voisinage lorsque le nombre de classes identiques à celle du pixel y est insuffisant. L'algorithme considère donc une classe isolée comme étant attribuée incorrectement, et tente de corriger la situation en appliquant un principe de majorité statistique.

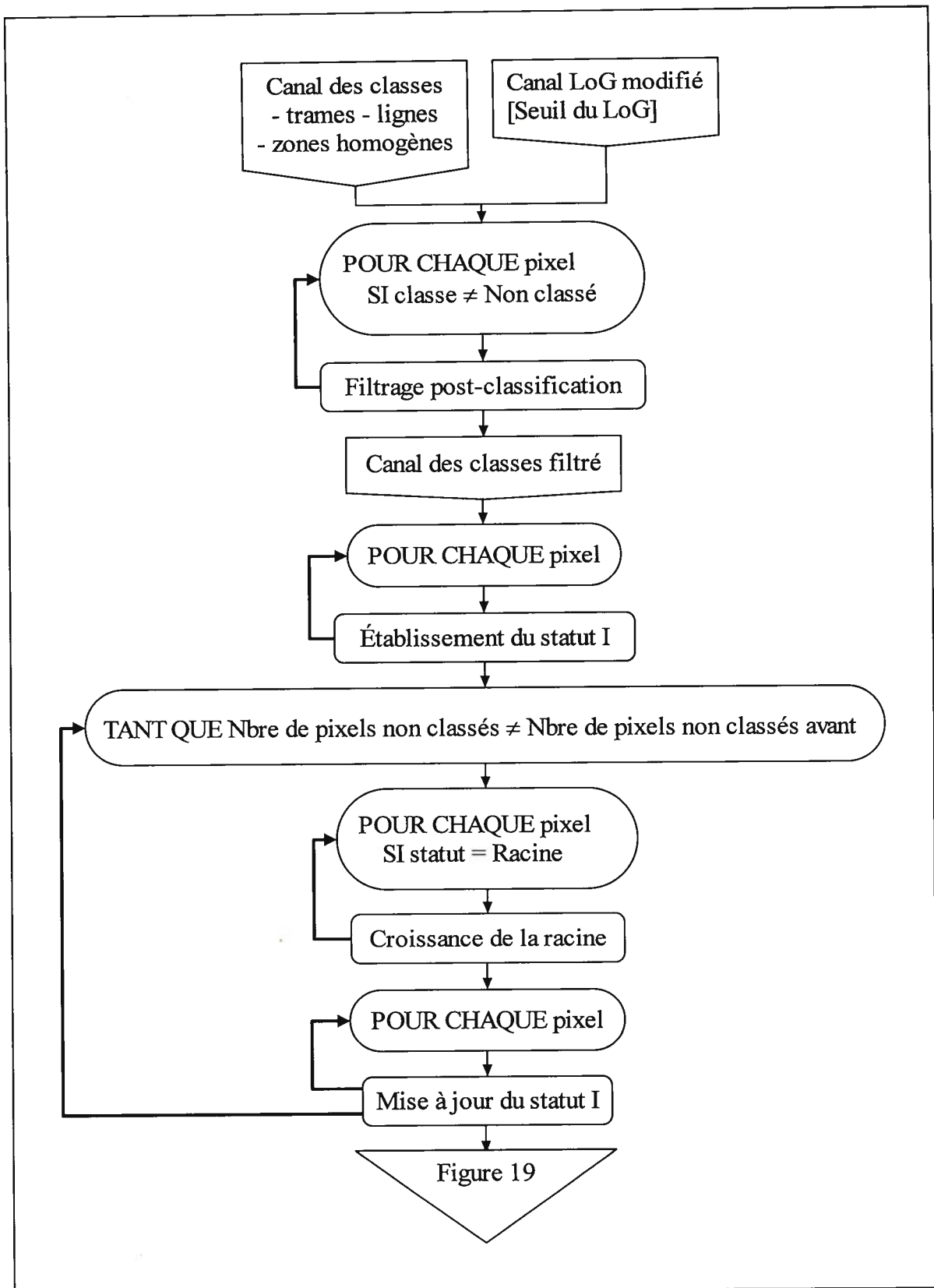


Figure 18. Classification des zones de transition

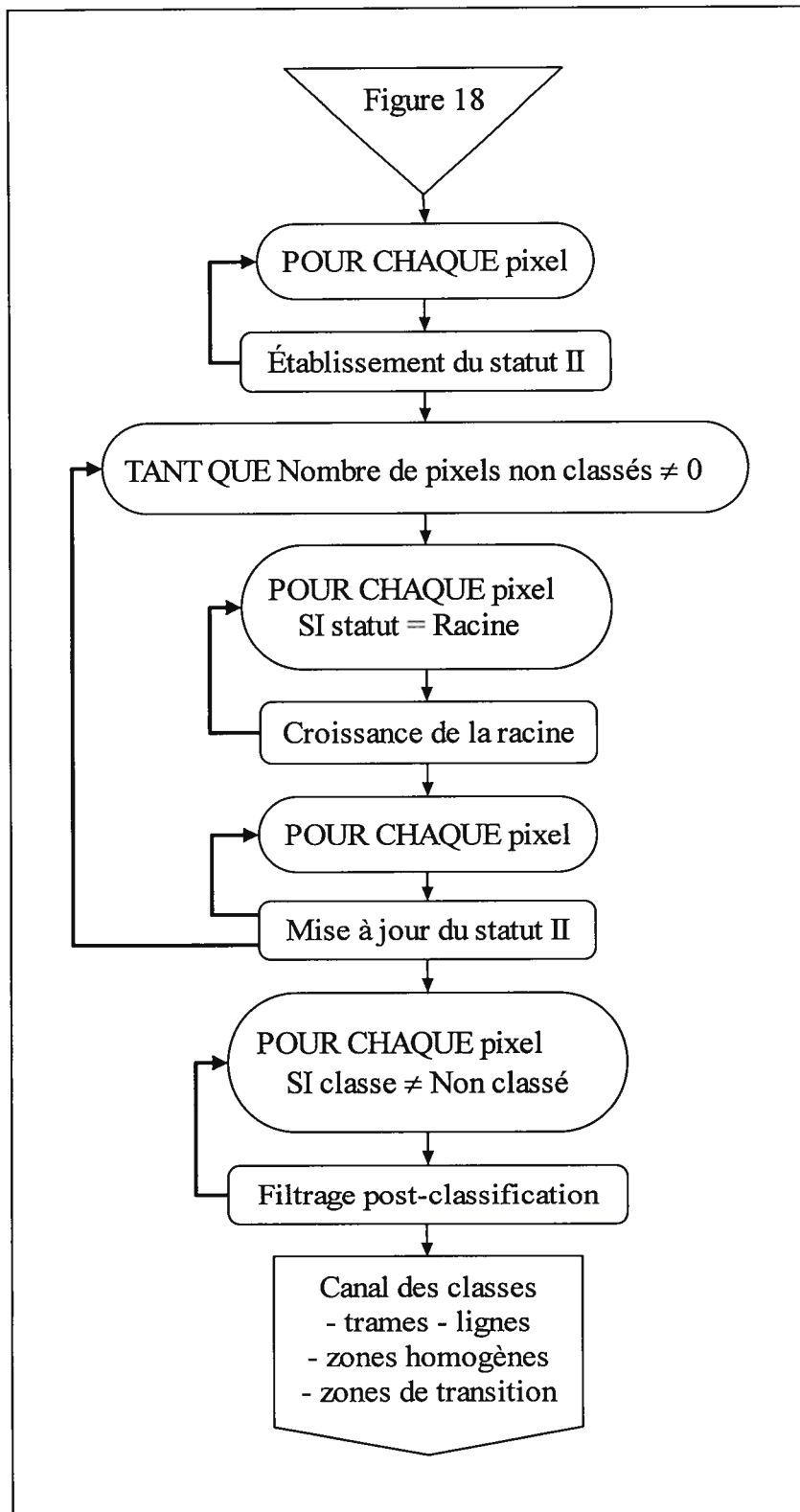


Figure 19. Classification des zones de transition (suite)

L'établissement du statut de chaque pixel (i.e. racine ou non) précède la propagation des classes. Une première occurrence de cette tâche préliminaire succède au filtrage post-classification initial (figure 18). Un statut de racine fait du pixel courant une racine pour la propagation potentielle de sa classe; le statut du pixel s'établit comme suit :

$$statut = \begin{cases} Racine & \text{si } LoG < \text{Seuil du LoG ET classe} \neq \text{Non classé} \\ Non\ racine & \text{sinon} \end{cases} \quad (42)$$

Ainsi, seuls les pixels non membres d'entités linéaires ou ponctuelles sont affectés d'un statut de racine. Par conséquent, les classes de ces pixels seulement sont candidates à une propagation éventuelle. Cette mesure vise à proscrire toute croissance morphologique des entités susmentionnées, afin de préserver leur intégrité géométrique inhérente.

L'opération de croissance des racines (cf. figures 18 et 19) constitue le coeur de la classification des pixels de transition. Les quatre voisins immédiats V_i du pixel courant P sont considérés comme receveurs potentiels de la classe de celui-ci. Dans le cas d'une propagation, le receveur devient non racine jusqu'à la mise à jour de son statut (détaillée en fin de section):

	V_1	
V_2	P	V_3
	V_4	

$$\left. \begin{array}{l} classe(V_i) = classe(P) \\ statut(V_i) = Non\ racine \end{array} \right\} \text{ si } classe(V_i) = Non\ classé \quad (43)$$

où $i = 1, 2, 3, 4$

La condition de la première boucle TANT QUE (figure 18) est telle que cette dernière répète son corps d'opérations tant que le nombre total de pixels non classés à l'itération i diffère du nombre total de pixels non classés à l'itération $i-1$. En effet, le nombre total de pixels non classés ne peut jamais devenir nul; par contre, il se stabilise éventuellement. Ceci s'explique par le fait que certains pixels non classés sont littéralement cernés par des pixels membres d'une ligne, et ne s'avèrent donc jamais atteints par la propagation des classes. D'où la nécessité de procéder à deux opérations distinctes de croissance des racines.

Ainsi, strictement pour la durée du second établissement du statut et de la boucle TANT QUE subséquente (figure 19), la règle suivante est appliquée afin de classer les pixels non classés et cernés par des pixels membres d'une ligne; ces pixels non classés ne sont pas accessibles autrement :

$$LoG \geq \text{Seuil du LoG} \Rightarrow \text{classe} = \text{Non classé}.$$

Les pixels jugés membres d'une ligne (i.e. dont le LoG est supérieur au seuil du LoG) sont considérés ici comme non classés, ce qui ouvre la voie à la propagation complète des régions. Le second établissement du statut diffère du premier (équation 42) et découle de la règle précédente :

$$\text{statut} = \begin{cases} \text{Racine} & \text{si } \text{classe} \neq \text{Non classé} \\ \text{Non racine} & \text{sinon} \end{cases} \quad (44)$$

Les première (figure 18) et deuxième (figure 19) occurrences de l'opération de mise à jour du statut du pixel courant se réalisent selon les équations 45 et 46 suivantes, respectivement :

$$\text{statut} = \begin{cases} \text{Racine} & \text{si } LoG < \text{Seuil du LoG} \text{ ET } \text{classe} \neq \text{Non classé} \\ \text{inchangé} & \text{sinon (Non racine)} \end{cases} \quad (45)$$

$$\text{statut} = \begin{cases} \text{Racine} & \text{si } \text{classe} \neq \text{Non classé} \\ \text{inchangé} & \text{sinon (Non racine)} \end{cases} \quad (46)$$

Le canal des classes final est obtenu en sortie, canal qui constitue le résultat livrable de l'algorithme de classification décrit au cours des chapitres présent et précédent. Tous les pixels de l'image de carte topographique matricielle sont alors classifiés, au terme de l'application des divers algorithmes de classification des entités. L'annexe 12 présente la liste des entrées à spécifier à l'algorithme de classification, ainsi que les figures dans le texte qui mentionnent chacune d'elles. Les sorties intermédiaires, devenues entrées par la suite, sont énumérées à l'annexe 13 et sont aussi accompagnées des figures correspondantes.

5.5. Caractère original de l'algorithme

La majorité des éléments méthodologiques employés par l'algorithme de classification s'avèrent originaux, et sont conçus spécifiquement pour répondre aux objectifs de la présente recherche. Les calculs préliminaires, présentés au chapitre 4, sont davantage constitués d'éléments déjà existants dans la littérature. Par contre, la classification des entités proposée aux sections précédentes peut être considérée comme originale.

Le calcul des canaux L^* , u^* et v^* (section 4.1), le calcul du canal d'intensité (section 4.3) et le calcul du canal LoG (section 4.4) sont tirés des références citées dans ces sections. Quant au calcul du canal de gradient (section 4.2), la méthode s'obtient aussi à partir des références mentionnées, mais les filtres de taille 5×5 utilisés sont une adaptation originale des filtres de taille 3×3 de Frei-Chen.

La classification des trames (section 5.1) met en oeuvre les tests statistiques bien connus de Fisher et Student; l'originalité de cet algorithme réside dans l'usage de modules statistiques qui synthétisent les résultats des tests susmentionnés. La classification des lignes (section 5.2), et surtout son étape préliminaire de modification du canal LoG, constituent des algorithmes originaux, malgré l'emploi de la technique du plus proche voisin dans l'espace couleur. La classification des zones homogènes (section 5.3) confère davantage d'originalité à cette même technique en dotant celle-ci d'un seuillage supplémentaire. De plus, l'algorithme génère et utilise des canaux Luv moyennés de façon sélective (i.e. à l'aide d'un masque adaptatif), tout comme la classification des lignes. Enfin, la classification des zones de transition (section 5.4) consiste en la mise en application originale de techniques connues sous diverses variantes.

L'étude des résultats de classification obtenus constitue le sujet du prochain chapitre.

6. RÉSULTATS

6.1. Présentation et analyse des résultats

Les résultats, obtenus suite à l'application de l'algorithme de classification sur chacune des quatre images test, sont présentés aux figures 20 à 23. Le tableau 1 expose les couleurs choisies pour les images Augusta et Montpelier (USGS), et le tableau 2 celles des images Lennoxville et Magog (RNC); une classe unique (index) est associée à chacune de ces couleurs ou triplets RGB. Ces derniers sont définis en fonction des couleurs retrouvées sur les cartes papier correspondantes, selon la nature des thèmes présents. Ainsi, ces couleurs sont associées aux classes attribuées par l'algorithme de classification pour chaque pixel de l'image.

Une analyse qualitative des images classifiées confirme, en général, la qualité des résultats de classification obtenus. Bien que plusieurs pixels présentent des erreurs en termes de classes thématiques attribuées, la majorité des pixels de l'image s'avèrent correctement classifiés. La présente analyse ne peut être que qualitative, étant donné l'absence d'images classifiées de référence, soit des produits matriciels davantage exacts. Une mesure quantitative de l'erreur de classification nécessite, en effet, l'existence d'une classification de référence. En ce sens, l'analyse des résultats se réduit à une étude strictement visuelle de l'image classifiée, et à la comparaison de celle-ci avec la carte papier associée; une telle analyse révèle le caractère satisfaisant des résultats. À titre complémentaire seulement, le lecteur est invité à consulter Pal et Pal (1993) pour une discussion sur l'évaluation objective des résultats de segmentation.

Le tableau 3 présente, pour chaque image de développement, le nombre de couleurs distinctes initiales (image originale) et finales (image classifiée); l'ampleur de la réduction en nombre est considérable pour les quatre images. Le nombre de couleurs distinctes passe de 156 000, en moyenne, à une dizaine de couleurs globalement. L'image classifiée est représentable sur trois ou quatre bits selon le cas, puisque la valeur numérique de chaque pixel correspond à une valeur d'index (classe) dans la table de couleurs (cf. tableaux 1 et 2). Conséquence bénéfique importante, l'image classifiée requiert beaucoup moins d'espace que l'image 24 bits originale.

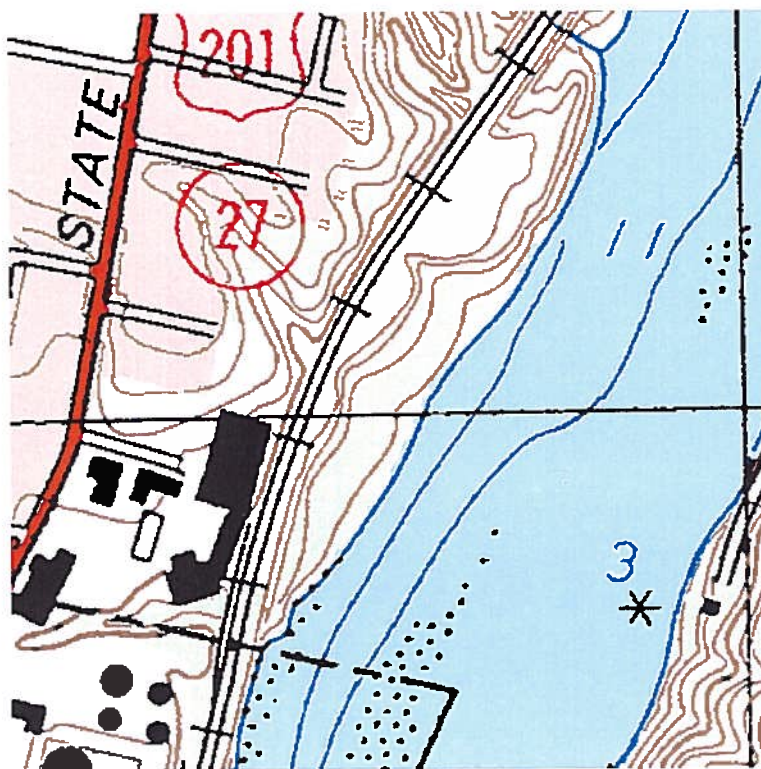


Figure 20. Image Augusta classifiée

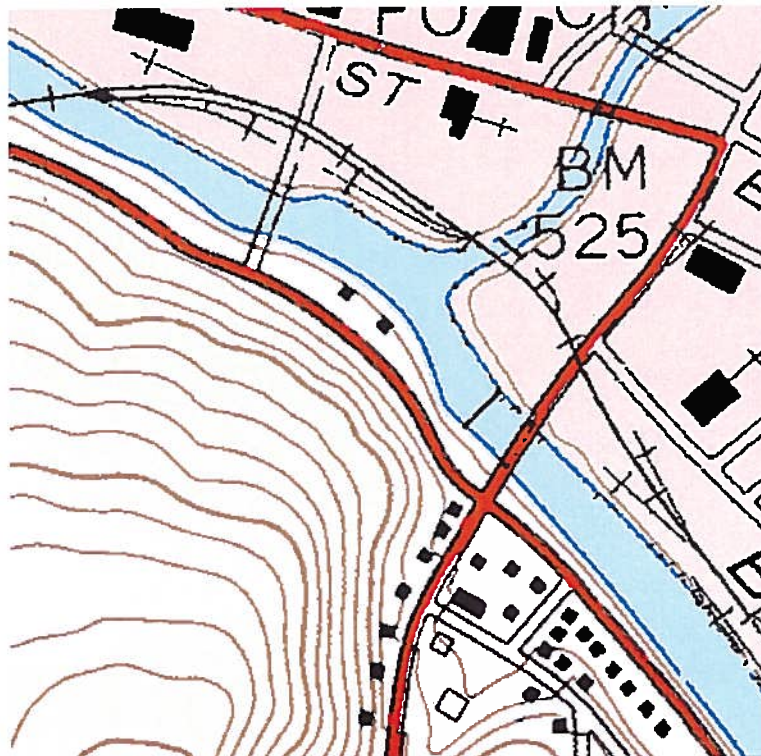


Figure 21. Image Montpelier classifiée

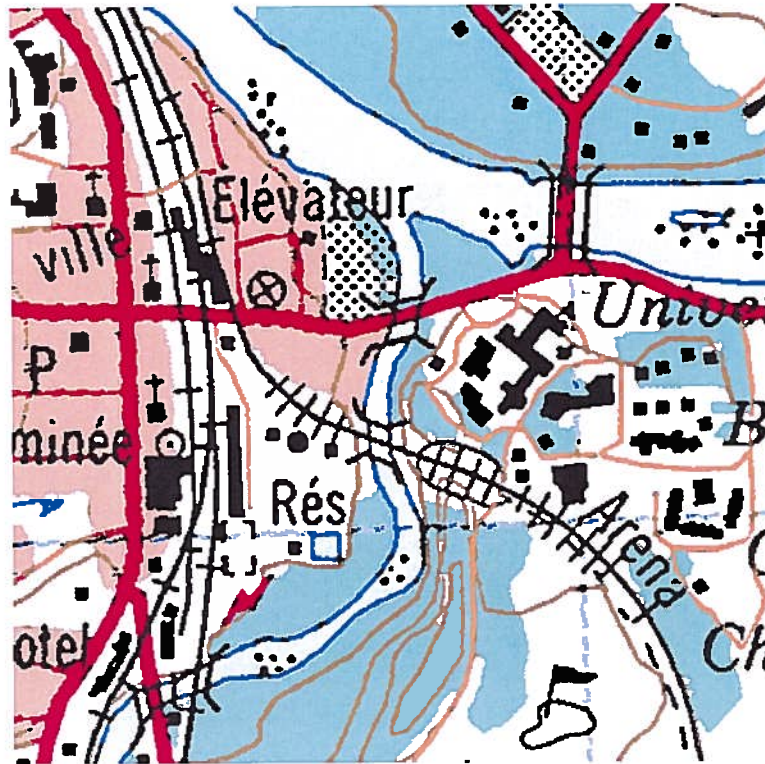


Figure 22. Image Lennoxville classifiée

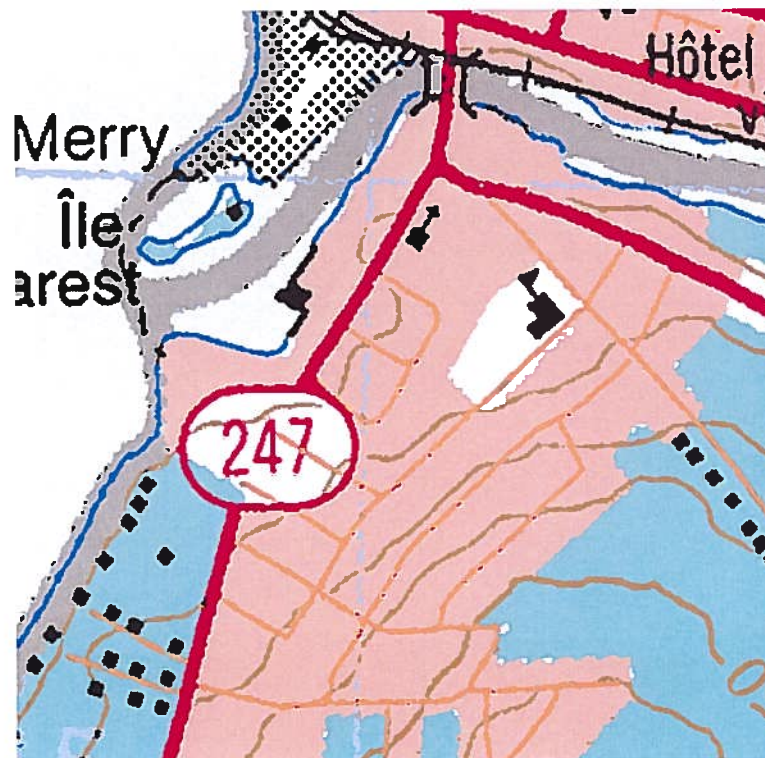


Figure 23. Image Magog classifiée

Tableau 1. Table de couleurs USGS

Classe	R	G	B	Couleur
1	255	255	255	blanc
2	0	150	255	bleu
3	200	255	200	vert pâle
4	255	50	0	rouge
5	160	100	60	brun
6	50	50	50	noir
7	255	200	200	rouge pâle
8	160	255	255	bleu pâle

Tableau 2. Table de couleurs RNC

Classe	R	G	B	Couleur
1	255	255	255	blanc
2	0	150	255	bleu
3	110	225	200	vert pâle
4	230	10	70	rouge
5	160	100	60	brun
6	50	50	50	noir
7	215	150	150	rouge pâle
8	200	255	255	bleu pâle
9	150	150	150	gris
10	255	120	80	orange
11	150	200	255	bleu moyen

Tableau 3. Nombre de couleurs distinctes

<i>Nombre</i>	Augusta	Montpelier	Lennoxville	Magog
Couleurs initiales	158 406	136 937	166 877	161 494
Couleurs finales	8	8	10	11

Tableau 4. Nombre de sites d'entraînement

<i>Nombre</i>	Augusta	Montpelier	Lennoxville	Magog
Trames	3	3	3	10
Lignes	5	9	15	19
Zones homogènes	2	2	4	2

Tableau 5. Temps de traitement

<i>% Pixels</i>	<i>% Temps</i>	Augusta		Montpelier		Lennoxville		Magog		Moyenne	
Calculs préliminaires		-	13	-	12	-	13	-	16	-	14
Modification du LoG		-	34	-	34	-	41	-	40	-	37
Classification des trames		48	32	45	33	28	27	52	31	43	31
Classification des lignes		16	1	16	2	24	1	18	1	19	1
Zones homogènes		14	2	18	2	22	2	11	1	16	2
Zones de transition		22	19	21	17	27	16	19	10	22	16
Temps total (min:s)		18:39		19:35		20:46		19:06		19:32	

Le nombre de sites d'entraînement requis pour chaque type d'entité constitue le contenu du tableau 4. Pour ce qui est des images Augusta et Montpelier, l'entraînement de l'algorithme de classification s'avère relativement aisé, le nombre de sites requis étant plutôt modeste; au niveau de la classification des lignes, l'image Montpelier nécessite davantage de sites. Quant aux images Lennoxville et Magog, celles-ci imposent plus de difficultés lors de l'entraînement, notamment pour la classification des lignes. Fait saillant, l'image Magog est la plus difficile à classer correctement; le nombre considérable de sites d'entraînement spécifiés en témoigne. Toutes ces observations découlent du degré de complexité inhérent à chacune des images.

Enfin, le tableau 5 détaille les temps de traitement observés. Pour chaque image, la proportion (en %) de pixels qui sont classifiés par chaque étape est indiquée dans la colonne de gauche, lorsque pertinent. La proportion du temps de traitement total requise par chaque étape est donnée dans la colonne de droite; le temps total constitue la dernière ligne du tableau. Les proportions mentionnées dans la suite (pixels et temps) sont celles calculées en moyenne.

Les calculs préliminaires, soit le calcul des différents canaux de base, occupent 14% du temps de traitement total. La modification du canal LoG, l'étape la plus longue à compléter, requiert 37% du temps total. La classification des trames nécessite elle aussi près du tiers du temps total (31%), mais classe presque la moitié des pixels de l'image (43%). La classification des lignes traite 19% des pixels de l'image, avec 1% du temps total. Cette dernière proportion, plutôt faible, doit être, dans les faits, augmentée du 37% de la modification du LoG qui prépare la classification des lignes. La classification des zones homogènes, l'étape la plus efficace, touche 16% des pixels et n'occupe que 2% du temps total. Enfin, la classification des zones de transition requiert 16% du temps total, toujours en moyenne, et classe 22% des pixels de l'image. Cette proportion signifie qu'environ le quart des pixels demeurent non classés après les étapes susmentionnées et composent, ainsi, les zones de transition.

Le temps de traitement total moyen est de 19 minutes et demie, ce qui est considérable. Le chapitre 7 discute, notamment, de la nécessité d'optimiser l'algorithme de classification développé afin de réduire ce temps de traitement trop élevé et peu efficace. À noter, les temps mesurés découlent d'essais effectués sur une station SPARC 4 de la compagnie SUN.

6.2. Comparaison des résultats avec USGS

Le caractère inexistant des images classifiées de référence, nécessaires pour une analyse quantitative de l'erreur de classification commise ici, prive la présente recherche d'une telle analyse (cf. section précédente). Toutefois, il s'avère pertinent de procéder à une comparaison des images classifiées Augusta et Montpellier, soit celles issues du traitement des données produites par USGS, avec les DRGs de ce même producteur. Le lecteur peut revoir la section 1.1 pour une introduction aux DRGs de USGS, ou consulter la référence United States Geological Survey (1996), au besoin. Fait important, ces DRGs ne sont pas des images classifiées de référence avec lesquelles une analyse quantitative des résultats est possible. Ils constituent par contre le plus important produit matriciel candidat pour une comparaison qualitative valable. Il n'existe pas de produit matriciel susceptible d'être comparé aux images Lennoxville et Magog classifiées, images qui résultent du traitement des données RNC.

La présente comparaison implique les DRGs Augusta (United States Geological Survey, 1994a) et Montpellier (United States Geological Survey, 1994b), présentés aux figures 24 et 25 respectivement; l'annexe 14 expose la table de couleurs définie par USGS pour ces DRGs. Le contenu des figures susmentionnées ne constitue pas les DRGs en entier, mais bien une section agrandie et découpée de ceux-ci, soit une sous-image choisie afin qu'elle corresponde le plus possible à l'image classifiée. Ces quelques manipulations n'atténuent nullement la validité de la comparaison, celles-ci constituant une utilisation commune et normale du produit DRG, tel que distribué sur le CD-ROM obtenu (United States Geological Survey, 1995).

Une comparaison visuelle des figures 20 et 21 avec les figures 24 et 25 révèle, au niveau de la qualité de la classification, la supériorité des images classifiées face aux DRGs. En particulier, le degré de définition des entités linéaires retrouvées au sein des images résultantes surpasse de beaucoup celui offert par les DRGs. Les courbes de niveau (en brun) de l'image classifiée et du DRG Augusta illustrent bien ce constat. En effet, ces dernières sont fortement confondues dans le DRG mais nettement distinctes dans l'image classifiée. Autre observation, l'attribution des couleurs au niveau des DRGs comporte davantage d'erreurs de classification.



Figure 24. DRG de USGS : Augusta

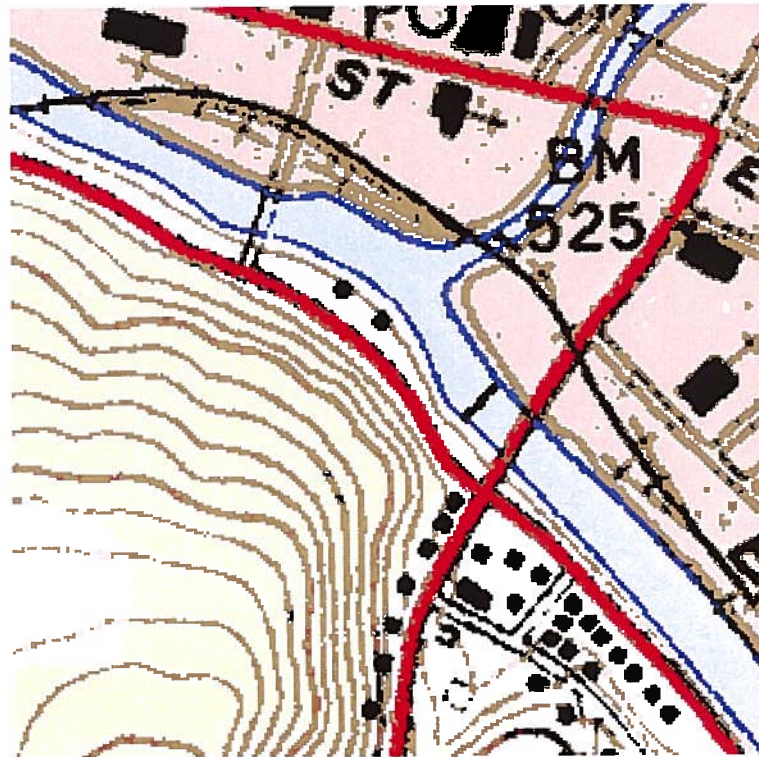


Figure 25. DRG de USGS : Montpelier

Cette mauvaise classification partielle est mise en évidence avec le DRG Montpellier, qui présente de nombreux pixels membres de contours routiers non pas noirs, comme il se doit, mais bruns. Une observation similaire s'applique à certains des pixels membres du réseau ferroviaire, ainsi qu'à d'autres pixels semblables. Certains pixels membres de courbes de niveau subissent aussi une classification erronée dans les deux DRGs. Enfin, les taches brunes présentes chez les pixels des trames roses classifiées du DRG Montpellier accentuent l'aspect rudimentaire de ce dernier. Malgré certaines erreurs de classification, les images résultantes obtenues dans le cadre du projet actuel revêtent une apparence nettement meilleure. Il ne faut pas attribuer l'aspect grossier du pixel du DRG aux précédentes constatations de mauvaise classification. La taille du pixel des figures 24 et 25 est en effet supérieure à celle des figures 20 et 21; ce fait ne doit toutefois pas influencer la comparaison. Néanmoins, à la lumière des résultats obtenus, une petite taille de pixel favorise la qualité de la classification.

7. CONCLUSION

L'entraînement de l'algorithme de classification requiert, d'une part, la spécification de différents seuils et, d'autre part, la spécification de sites d'entraînement. L'utilisateur doit bien connaître le fonctionnement de l'algorithme pour pouvoir procéder à une définition adéquate des seuils, et même des sites d'entraînement. Surtout, la qualité de la classification est directement proportionnelle à la rigueur manifestée par l'utilisateur lors de cet entraînement. Il arrive qu'une telle rigueur impose un temps d'entraînement élevé; la classification de l'image Magog en est un exemple. Cette image s'avère particulièrement difficile à classer, en comparaison avec les trois autres images qui sont moins exigeantes puisque moins complexes.

L'implantation actuelle de l'algorithme de classification est issue d'un développement effectué dans un contexte de recherche. Les temps de traitement requis par l'algorithme sont présentement trop élevés pour que ce dernier puisse être utilisé comme tel. En ce sens, cette implantation n'est pas optimale et comporte maints aspects candidats à une meilleure réalisation. Une telle optimisation est essentielle à l'adaptation éventuelle de l'algorithme dans un environnement de production. Ainsi, quelques recommandations initiales prévalent en termes de mesures futures à prendre, notamment au niveau global de l'algorithme :

- revue exhaustive des différentes étapes (calculs préliminaires et classification des entités), afin de combiner celles qui sont compatibles et ainsi diminuer la charge de traitement;
- abolition des nombreuses entrées-sorties intermédiaires, surtout l'écriture et la lecture des fichiers contenant les canaux, par l'usage d'une mémoire vive commune à toutes les étapes;
- implantation en parallèle des étapes concurrentes indépendantes.

Une révision des choix conceptuels effectués à chaque étape du développement est toujours possible, et même souhaitable, au cours d'un éventuel perfectionnement de l'algorithme. De par la qualité des résultats obtenus, la présente recherche constitue toutefois une tentative pertinente quant à la résolution du problème de classification de cartes topographiques matricielles. Ainsi, les objectifs proposés à la section 1.2 sont considérés comme atteints.

8. RÉFÉRENCES

Chi, Z. and Yan, H. (1993) Map Image Segmentation Based on Thresholding and Fuzzy Rules. *Electronics Letters*, vol. 29, no 21, pp. 1841-1843.

Haralick, R. M. and Shapiro, L. G. (1992) *Computer and Robot Vision, Volume 1*. Addison-Wesley Publishing Company, New York, 672 p.

Hedley, M. and Yan, H. (1992) Segmentation of Color Images Using Spatial and Color Space Information. *Journal of Electronic Imaging*, vol. 1, no 4, pp. 374-380.

Liu, N. and Yan, H. (1994) Segmentation of Color Map Images Based on Color Clustering and Markov Models. *Proceedings of the Second Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems*, Brisbane, 29 nov. - 2 déc. 1994, IEEE, pp. 293-296.

Liu, N., Yan, H. and Martin, P. (1996) Segmentation of Map Image Using Opponent Color Dimensions. *Color Research and Application*, vol. 21, no 2, pp. 115-120.

Pal, N. R. and Pal, S. K. (1993) A Review on Image Segmentation Techniques. *Pattern Recognition*, vol. 26, no 9, pp. 1277-1294.

Poynton, C. A. (1995) *Frequently Asked Questions about Colour*, 24 p.

Pratt, W. K. (1991) *Digital Image Processing, Second Edition*. John Wiley & Sons, New York, 698 p.

Robertson, P. K. and O'Callaghan, J. F. (1986) The Generation of Color Sequences for Univariate and Bivariate Mapping. *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 6, no 2, pp. 24-32.

Rochon, G. (1995) Communication écrite. Envirosat, Montréal, 5 p.

Sachs, L. (1982) Applied Statistics, A Handbook of Techniques. Springer Series in Statistics, Springer-Verlag, New York, 706 p.

Schowengerdt, R. A. (1983) Techniques for Image Processing and Classification in Remote Sensing. Academic Press, New York, 249 p.

United States Geological Survey (1994a) Digital Raster Graphic - Draft Metadata (Augusta). Earth Science Information Center, United States Geological Survey, Reston (VA), 9 p.

United States Geological Survey (1994b) Digital Raster Graphic - Draft Metadata (Montpelier). Earth Science Information Center, United States Geological Survey, Reston (VA), 9 p.

United States Geological Survey (1995) CD-ROM intitulé "DRG - Digital Raster Graphic Data - Capital Cities of the United States - US GeoData".

United States Geological Survey (1996) Standards for Digital Raster Graphics. Mid-Continent Mapping Center, National Mapping Program Technical Instructions, Rolla (MO), 34 p.

Wu, J., Yan, H. and Chalmers, A. N. (1994) Color Image Segmentation Using Fuzzy Clustering and Supervised Learning. Journal of Electronic Imaging, vol. 3, no 4, pp. 397-403.

Wyszecki, G. and Stiles, W. S. (1982) Color Science : Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae, Second Edition. John Wiley & Sons, New York, 950 p.

Xiang, Z. and Joy, G. (1994) Color Image Quantization by Agglomerative Clustering. IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 14, no 3, pp. 44-48.

Yan, H. (1993) Color Map Image Segmentation Using Optimized Nearest Neighbor Classifiers. Proceedings of the Second International Conference on Document Analysis and Recognition, Tsukuba Science City, 20-22 oct. 1993, IEEE Computer Society Press, pp. 111-114.

Yan, H. and Wu, J. (1994) Character and Line Extraction from Color Map Images Using a Multi-Layer Neural Network. Pattern Recognition Letters, vol. 15, no 1, pp. 97-103.

Annexe 1. Filtres de gradient

Les quatre filtres de gradient utilisés par l'algorithme de calcul du canal de gradient, dont les poids proviennent du calcul décrit à la section 4.2, sont présentés ici.

N-S

$-\frac{1}{2\sqrt{2}}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2\sqrt{2}}$
$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{\sqrt{2}}$	-1	$-\frac{1}{\sqrt{2}}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$
0	0	0	0	0
$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	1	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$
$\frac{1}{2\sqrt{2}}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{2\sqrt{2}}$

E-O

$\frac{1}{2\sqrt{2}}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	0	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2\sqrt{2}}$
$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	0	$-\frac{1}{\sqrt{2}}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$
$\frac{1}{2}$	1	0	-1	$-\frac{1}{2}$
$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	0	$-\frac{1}{\sqrt{2}}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$
$\frac{1}{2\sqrt{2}}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	0	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2\sqrt{2}}$

NE-SO

0	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2\sqrt{2}}$
$\frac{1}{\sqrt{5}}$	0	-1	$-\frac{1}{\sqrt{2}}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$
$\frac{1}{2}$	1	0	-1	$-\frac{1}{2}$
$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	1	0	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$
$\frac{1}{2\sqrt{2}}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	0

NO-SE

$-\frac{1}{2\sqrt{2}}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	0
$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	$-\frac{1}{\sqrt{2}}$	-1	0	$\frac{1}{\sqrt{5}}$
$-\frac{1}{2}$	-1	0	1	$\frac{1}{2}$
$-\frac{1}{\sqrt{5}}$	0	1	$\frac{1}{\sqrt{2}}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$
0	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{\sqrt{5}}$	$\frac{1}{2\sqrt{2}}$

L'algorithme de calcul du gradient nécessite l'usage de la somme des poids de chaque filtre (cf. équation 11):

- somme des poids des filtres N-S et E-O:
$$\frac{8\sqrt{2} + 6\sqrt{5} + 3\sqrt{2}\sqrt{5}}{2\sqrt{2}\sqrt{5}} \cong 5,41$$
- somme des poids des filtres NE-SO et NO-SE:
$$\frac{8\sqrt{2} + 3\sqrt{5} + 6\sqrt{2}\sqrt{5}}{2\sqrt{2}\sqrt{5}} \cong 5,85$$

Annexe 2. Canaux de gradient

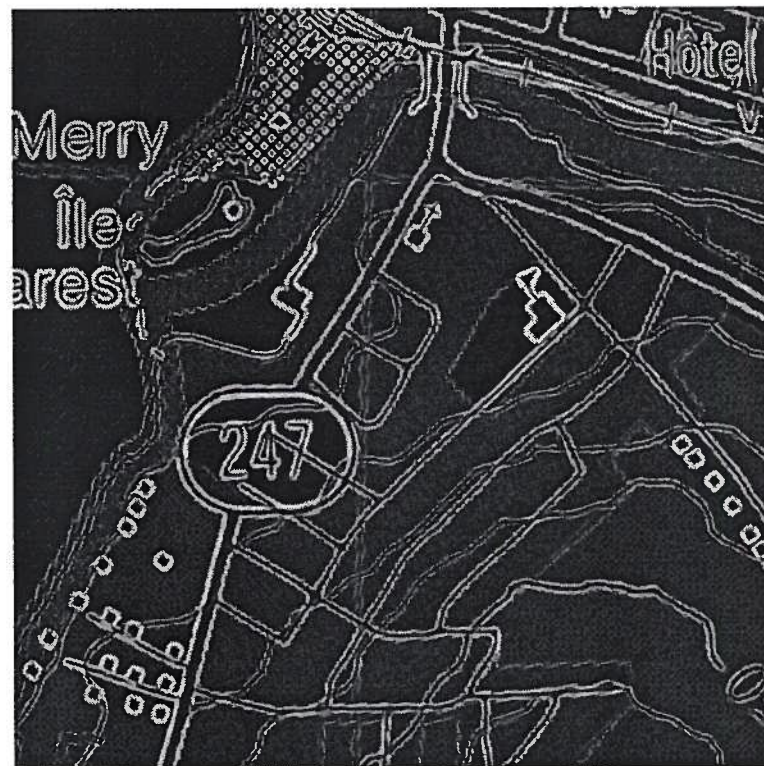
Augusta -



Montpelier -



Lennoxville -



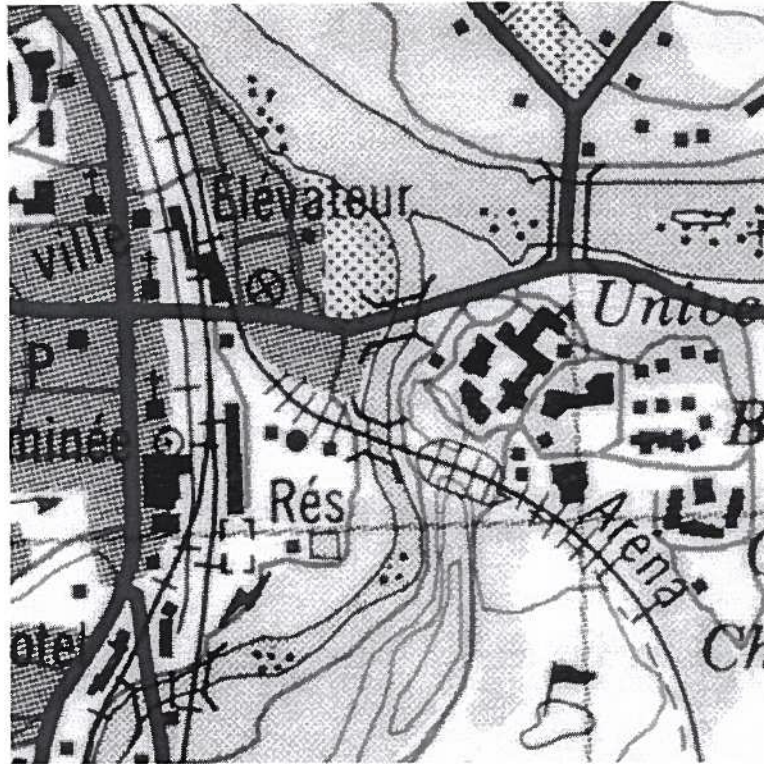
Magog -

Annexe 3. Canaux d'intensité

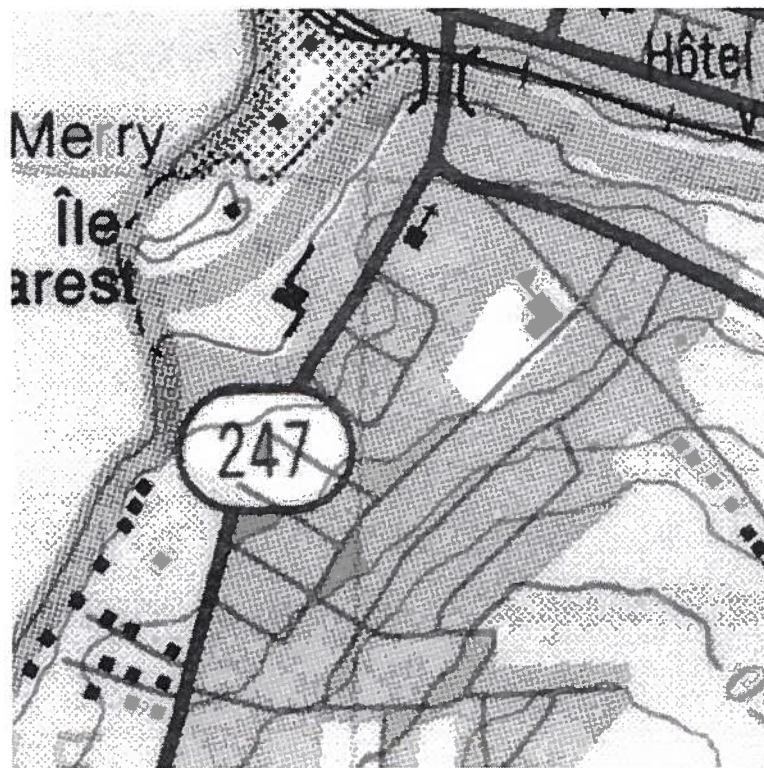
Augusta -



Montpelier -



Lennoxville -



Magog -

Annexe 4. Écart-types, tailles et poids des filtres LoG

Filtre LoG	Augusta	Montpelier	Lennoxville	Magog
Écart-type	0,75	0,75	1,25	1,50
Taille	9x9	9x9	13x13	15x15

- Poids des filtres pour Augusta/Montpelier, Lennoxville et Magog respectivement:

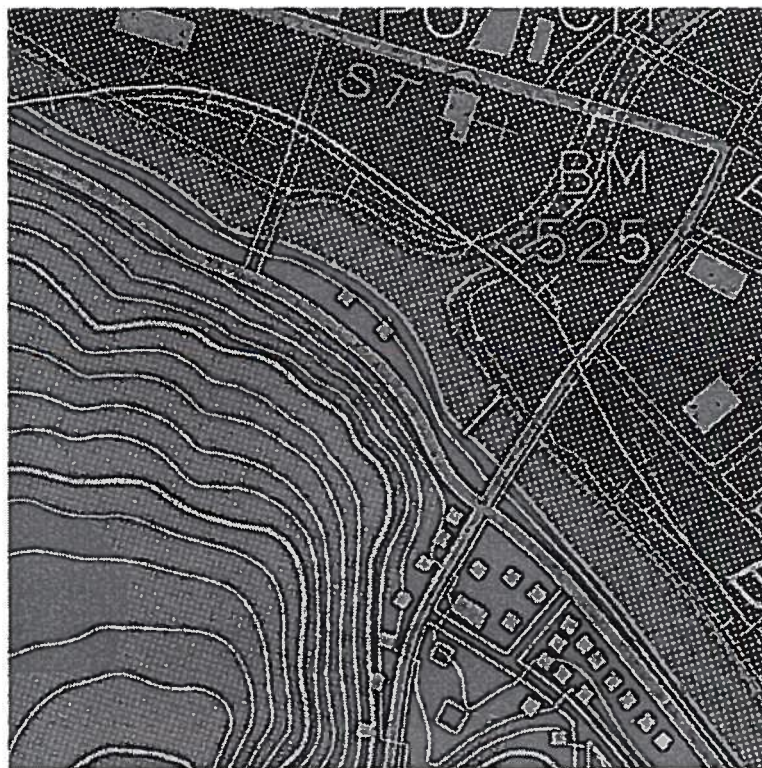
1E-11	5E-09	3E-07	4E-06	9E-06	4E-06	3E-07	5E-09	1E-11
5E-09	2E-06	1E-04	1E-03	2E-03	1E-03	1E-04	2E-06	5E-09
3E-07	1E-04	5E-03	4E-02	7E-02	4E-02	5E-03	1E-04	3E-07
4E-06	1E-03	4E-02	1E-01	-5E-02	1E-01	4E-02	1E-03	4E-06
9E-06	2E-03	7E-02	-5E-02	-1	-5E-02	7E-02	2E-03	9E-06
4E-06	1E-03	4E-02	1E-01	-5E-02	1E-01	4E-02	1E-03	4E-06
3E-07	1E-04	5E-03	4E-02	7E-02	4E-02	5E-03	1E-04	3E-07
5E-09	2E-06	1E-04	1E-03	2E-03	1E-03	1E-04	2E-06	5E-09
1E-11	5E-09	3E-07	4E-06	9E-06	4E-06	3E-07	5E-09	1E-11

3E-10	8E-09	1E-07	1E-06	4E-06	1E-05	1E-05	1E-05	4E-06	1E-06	1E-07	8E-09	3E-10
8E-09	2E-07	3E-06	2E-05	1E-04	2E-04	3E-04	2E-04	1E-04	2E-05	3E-06	2E-07	8E-09
1E-07	3E-06	4E-05	3E-04	1E-03	3E-03	3E-03	3E-03	1E-03	3E-04	4E-05	3E-06	1E-07
1E-06	2E-05	3E-04	2E-03	6E-03	1E-02	1E-02	1E-02	6E-03	2E-03	3E-04	2E-05	1E-06
4E-06	1E-04	1E-03	6E-03	2E-02	2E-02	1E-02	2E-02	2E-02	6E-03	1E-03	1E-04	4E-06
1E-05	2E-04	3E-03	1E-02	2E-02	-2E-02	-6E-02	-2E-02	2E-02	1E-02	3E-03	2E-04	1E-05
1E-05	3E-04	3E-03	1E-02	1E-02	-6E-02	-1E-01	-6E-02	1E-02	1E-02	3E-03	3E-04	1E-05
1E-05	2E-04	3E-03	1E-02	2E-02	-2E-02	-6E-02	-2E-02	2E-02	1E-02	3E-03	2E-04	1E-05
4E-06	1E-04	1E-03	6E-03	2E-02	2E-02	1E-02	2E-02	2E-02	6E-03	1E-03	1E-04	4E-06
1E-06	2E-05	3E-04	2E-03	6E-03	1E-02	1E-02	1E-02	6E-03	2E-03	3E-04	2E-05	1E-06
1E-07	3E-06	4E-05	3E-04	1E-03	3E-03	3E-03	3E-03	1E-03	3E-04	4E-05	3E-06	1E-07
8E-09	2E-07	3E-06	2E-05	1E-04	2E-04	3E-04	2E-04	1E-04	2E-05	3E-06	2E-07	8E-09
3E-10	8E-09	1E-07	1E-06	4E-06	1E-05	1E-05	1E-05	4E-06	1E-06	1E-07	8E-09	3E-10

5E-10	7E-09	7E-08	5E-07	2E-06	5E-06	1E-05	1E-05	1E-05	5E-06	2E-06	5E-07	7E-08	7E-09	5E-10
7E-09	1E-07	1E-06	6E-06	3E-05	7E-05	1E-04	1E-04	1E-04	7E-05	3E-05	6E-06	1E-06	1E-07	7E-09
7E-08	1E-06	1E-05	6E-05	2E-04	5E-04	9E-04	1E-03	9E-04	5E-04	2E-04	6E-05	1E-05	1E-06	7E-08
5E-07	6E-06	6E-05	3E-04	1E-03	3E-03	4E-03	5E-03	4E-03	3E-03	1E-03	3E-04	6E-05	6E-06	5E-07
2E-06	3E-05	2E-04	1E-03	3E-03	7E-03	8E-03	9E-03	8E-03	7E-03	3E-03	1E-03	2E-04	3E-05	2E-06
5E-06	7E-05	5E-04	3E-03	7E-03	8E-03	2E-03	-3E-03	2E-03	8E-03	7E-03	3E-03	5E-04	7E-05	5E-06
1E-05	1E-04	9E-04	4E-03	8E-03	2E-03	-2E-02	-4E-02	-2E-02	2E-03	8E-03	4E-03	9E-04	1E-04	1E-05
1E-05	1E-04	1E-03	5E-03	9E-03	-3E-03	-4E-02	-6E-02	-4E-02	-3E-03	9E-03	5E-03	1E-03	1E-04	1E-05
1E-05	1E-04	9E-04	4E-03	8E-03	2E-03	-2E-02	-4E-02	-2E-02	2E-03	8E-03	4E-03	9E-04	1E-04	1E-05
5E-06	7E-05	5E-04	3E-03	7E-03	8E-03	2E-03	-3E-03	2E-03	8E-03	7E-03	3E-03	5E-04	7E-05	5E-06
2E-06	3E-05	2E-04	1E-03	3E-03	7E-03	8E-03	9E-03	8E-03	7E-03	3E-03	1E-03	2E-04	3E-05	2E-06
5E-07	6E-06	6E-05	3E-04	1E-03	3E-03	4E-03	5E-03	4E-03	3E-03	1E-03	3E-04	6E-05	6E-06	5E-07
7E-08	1E-06	1E-05	6E-05	2E-04	5E-04	9E-04	1E-03	9E-04	5E-04	2E-04	6E-05	1E-05	1E-06	7E-08
7E-09	1E-07	1E-06	6E-06	3E-05	7E-05	1E-04	1E-04	1E-04	7E-05	3E-05	6E-06	1E-06	1E-07	7E-09
5E-10	7E-09	7E-08	5E-07	2E-06	5E-06	1E-05	1E-05	1E-05	5E-06	2E-06	5E-07	7E-08	7E-09	5E-10

Annexe 5. Canaux LoG

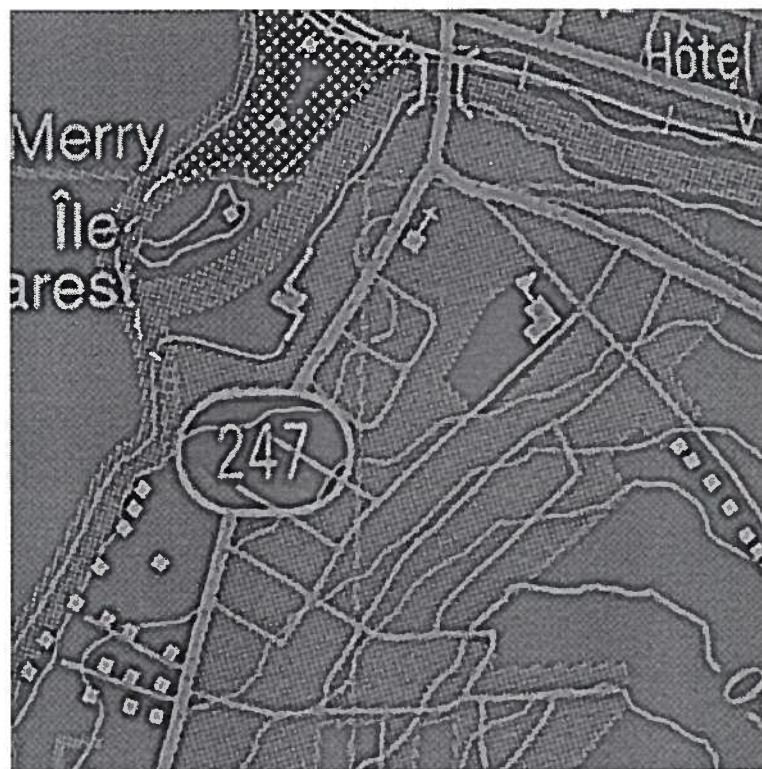
Augusta -



Montpelier -



Lennoxville -



Magog -

Annexe 6. Fichier de données pour la classification des trames

- Structure du fichier:

[Nombre de sites (n)]	<u>Exemple:</u>	2	(2 sites d'entraînement au total)
[Colonne,ligne du site 1]		5,10	(Site #1 : colonne 5, ligne 10)
[Classe associée au site 1]		3	(Classe du site #1 : 3)
[Colonne,ligne du site 2]		15,20	(Site #2 : colonne 15, ligne 20)
[Classe associée au site 2]		4	(Classe du site #2 : 4)
...		FIN DU FICHIER	
[Colonne,ligne du site n]			
[Classe associée au site n]		Ici, deux sites \Rightarrow deux types de trames.	

- Fichier de données pour l'image Augusta:

```

3
363,413
8
218,320
3
24,75
7
FIN DU FICHIER

```

Annexe 7. Fichier de sortie intermédiaire

- Structure du fichier:

[Nombre de types de trames (n)]

[Moyenne dans le canal L*] [Moy. dans le canal u*] [Moy. dans le canal v*] (trame 1)

[Classe associée à la trame 1]

[Moyenne dans le canal L*] [Moy. dans le canal u*] [Moy. dans le canal v*] (trame 2)

[Classe associée à la trame 2]

...

[Moyenne dans le canal L*] [Moy. dans le canal u*] [Moy. dans le canal v*] (trame n)

[Classe associée à la trame n]

- Fichier de sortie pour l'image Augusta:

3

93,537788 -9,031996 5,595654

8

95,092819 -9,847263 26,402161

3

91,302452 14,302766 10,535759

7

FIN DU FICHIER

Annexe 8. Masques binaires adaptatifs

Les douze masques binaires adaptatifs, utilisés par l'algorithme de classification des trames (section 5.1) pour le calcul des statistiques "observées", sont les suivants :

1	1	1	0	0
1	1	1	0	0
1	1	1	0	0
1	1	1	0	0
1	1	1	0	0

0	0	1	1	1
0	0	1	1	1
0	0	1	1	1
0	0	1	1	1
0	0	1	1	1

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1

1	1	1	1	1
1	1	1	1	0
1	1	1	0	0
1	1	0	0	0
1	0	0	0	0

0	0	0	0	1
0	0	0	1	1
0	0	1	1	1
0	1	1	1	1
1	1	1	1	1

1	1	1	1	1
0	1	1	1	1
0	0	1	1	1
0	0	0	1	1
0	0	0	0	1

1	0	0	0	0
1	1	0	0	0
1	1	1	0	0
1	1	1	1	0
1	1	1	1	1

0	1	1	1	0
0	1	1	1	0
0	1	1	1	0
0	1	1	1	0
0	1	1	1	0

0	0	0	0	0
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
0	0	0	0	0

1	1	0	0	0
1	1	1	1	0
0	1	1	1	0
0	1	1	1	1
0	0	0	1	1

0	0	0	1	1
0	1	1	1	1
0	1	1	1	0
1	1	1	1	0
1	1	0	0	0

où 1 : pixel considéré dans l'échantillon servant au calcul des statistiques;
0 : pixel non considéré.

Annexe 9. Seuils choisis empiriquement

	Augusta	Montpelier	Lennoxville	Magog
<i>Trames</i>				
Niveau de confiance	5%	5%	20%	20%
Seuil de Fisher	2,97857	2,97857	2,02143	2,02143
Seuil de Student	2,048	2,048	1,313	1,313
<i>Autres</i>				
Seuil du LoG	4	4	3	2
Seuil du noir	82	82	75	73
Seuil de gradient	40	45	40	50

Note: les seuils de Fisher et de Student, donnés par les tables statistiques de ces deux distributions (Sachs, 1982), sont fonctions du niveau de confiance choisi (et de la taille d'échantillon, égale à 15 ici).

Annexe 10. Fichier de données pour la classification des lignes

- La structure de ce fichier est identique à celle du fichier de données pour la classification des trames (annexe 6), mais compte une ligne supplémentaire en fin de fichier:

...

[Classe associée à la couleur noire]

- Fichier de données pour l'image Augusta:

5

176,25

4

116,155

4

206,221

5

400,28

2

77,124

6

6

FIN DU FICHIER

Annexe 11. Fichier de données pour la classification des zones homogènes

- La structure de ce fichier est identique à celle du fichier de données pour la classification des lignes (annexe 10), mais compte une ligne supplémentaire après chacune des spécifications de classe associée :

...

[Classe associée au site i]

[Seuil associé au site i] (ligne supplémentaire)

...

- Fichier de données pour l'image Augusta:

2

70,15

1

7

62,199

4

20

6

FIN DU FICHIER

Annexe 12. Entrées à spécifier à l'algorithme de classification**Entrées à spécifier :****Figures correspondantes :**

1. [Canaux R, G et B]	7, 8, 10
2. [Écart-type σ]	12
3. [Fichier de données - lignes]	16
4. [Fichier de données - trames]	14
5. [Fichier de données - zones homogènes]	17
6. [Seuil de gradient]	17
7. [Seuil de gradient pour trames]	14
8. [Seuil du LoG]	15, 16, 17, 18
9. [Seuil du noir]	16, 17
10. [Seuils de Fisher et Student]	14
11. [Seuils pour trames]	17
12. [Taille de la fenêtre statistique]	14

Annexe 13. Sorties intermédiaires devenues entrées**Sorties devenues entrées :****Figures correspondantes :**

1. Canal d'intensité	10, 12
2. Canal de gradient	8, 14, 17
3. Canal des classes filtré	18
4. Canal des classes - trames	14, 15, 16
5. Canal des classes - trames - lignes	16, 17
6. Canal des classes - trames - lignes - zones homogènes	17, 18
7. Canal LoG	12, 15
8. Canal LoG modifié	15, 16, 17, 18
9. Canal LoG pré-modifié	15
10. Canaux L^* , u^* et v^*	7, 14, 16, 17
11. Canaux L^* , u^* et v^* partiellement moyennés	16, 17
12. Fichier de sortie - trames	14, 17

Annexe 14. Table de couleurs pour DRGs

La table de couleurs définie par USGS et associée aux DRGs Augusta et Montpelier se présente comme suit (United States Geological Survey, 1994a et 1994b) :

Classe	R	G	B	Couleur
0	0	0	0	noir
1	255	255	255	blanc
2	60	80	240	bleu
3	240	20	20	rouge
4	144	66	45	brun
5	210	240	170	vert pâle
6	150	115	56	brun pâle
7	200	20	160	pourpre
8	190	225	225	bleu pâle
9	255	160	255	pourpre pâle
10	255	190	190	rouge pâle
11	200	200	200	gris

Les DRGs Augusta et Montpelier comptent donc 12 couleurs distinctes.